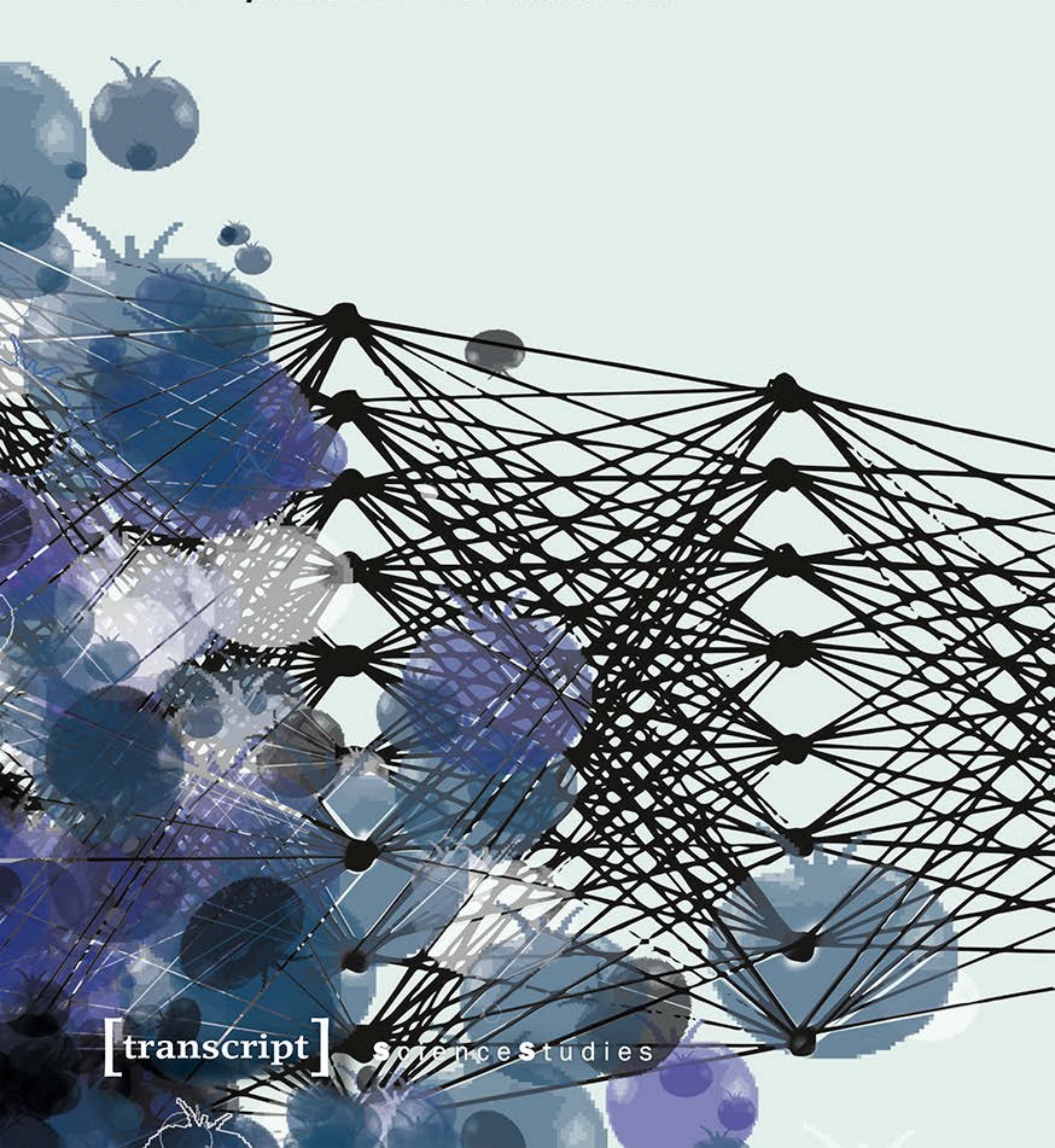
HANNAH FITSCH

Die Schönheit des DENKENS

Mathematisierung der Wahrnehmung am Beispiel der *Computational Neurosciences*



Hannah Fitsch
Die Schönheit des Denkens

Science Studies



Hannah Fitsch (Dr. phil.) ist feministische Wissenschafts- und Techniksoziologin mit Schwerpunkt auf Neurowissenschaften, (Technik-)Museen, Bildwissen/Bildpraktiken, Ästhetik und feministischer Theorie. Zusätzlich zu ihren theoretischen Forschungsarbeiten sucht Hannah Fitsch immer auch nach anderen Ausdrucks- und Vermittlungsformaten, etwa in Museen, im Theater, als Video-, Audio- und/oder visuelle Arbeiten. 2022 erhielt sie den Emma Goldmann Snowball Award.

Hannah Fitsch

Die Schönheit des Denkens

Mathematisierung der Wahrnehmung am Beispiel der *Computational Neurosciences*

[transcript]

Diese Publikation wurde aus dem Open-Access-Publikationsfonds der Technischen Universität Berlin unterstützt.

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über http://dnb.d-nb.de abrufbar.



Erschienen 2022 im transcript Verlag, Bielefeld

Umschlaggestaltung: Manuel Tiranno, nach einer Idee von Hannah Fitsch
Umschlagabbildung: Dreamteam AG – Idee: Hannah Fitsch; Gestaltung in Zusammenarbeit mit Manuel Tiranno
Korrektorat: TIESLED Satz & Service, Köln
Lektorat: Lektorat Dr. Birgit Lulay
Druck: Majuskel Medienproduktion GmbH, Wetzlar
Print-ISBN 978-3-8376-5756-2
PDF-ISBN 978-3-8394-5756-6
https://doi.org/10.14361/9783839457566
Buchreihen-ISSN: 2703-1543
Buchreihen-eISSN: 2703-1551

Gedruckt auf alterungsbeständigem Papier mit chlorfrei gebleichtem Zellstoff.
Besuchen Sie uns im Internet: *https://www.transcript-verlag.de*
Unsere aktuelle Vorschau finden Sie unter *www.transcript-verlag.de/vorschau-download*

Inhalt

Prolog: Schönheit des Denkens

»The brain is a remarkable computer«, lautet der erste Satz in einem 1992 veröffentlichen Artikel von Geoffrey Hinton, heute führender Computational-Neuroscientist. Anhand seiner akademischen Karriere lässt sich die Geschichte der theoretischen Neurowissenschaft der letzten 50 Jahre im Schnelldurchlauf erzählen: Hinton hatte zunächst Physiologie, später Psychologie studiert, über Neuronale Netze promoviert und damit seinen Doktortitel in der Informatik, im Teilgebiet der künstlichen Intelligenz (KI), erworben. Seither arbeitet er maßgebend an der Modellierung künstlicher Neuronaler Netze, die für ihn unmittelbar den Neuronalen Netzen im Gehirn entsprechen, und ist prominenter Forscher und Entwickler von Deep-Learning-Algorithmen. Außerdem ist er Ururenkel des bedeutenden Mathematikers und Logikers George Boole, der mit seinen bahnbrechenden Erneuerungen im Bereich der Formalisierung, seiner *Algebraisierung der Logik*, die Mathematik fit für die erst viele Jahre später zum Einsatz kommenden Rechenmaschinen machte. Hintons Geschichte bezeugt die Entwicklung, die die Untersuchungen des Gehirns auf die Füße der statistischen Logik stellt. Am Beispiel seiner Karriere lassen sich im Schnelldurchlauf die Genese und Wechselbeziehung der daraus entstandenen mathematischen Modelle künstlicher Neuronaler Netzwerke und die Konzepte der kognitiven Informationsverarbeitung aufzeigen. Die Genese aus der Mathematischen Logik und die Parallele zur Maschine begründet die Modellbildung in den Computational Neurosciences, neuerdings wieder verstärkt durch das Comeback der als Konnektionismus bezeichneten Theorie, die schon in den 1950er-Jahren die Kybernetik sowie die künstliche Intelligenzforschung antrieb und heute in den Modellen künstlicher Neuronaler Netze ihre Umsetzung findet.

Eine der Hauptthesen dieses Buches zielt darauf, aufzuzeigen, dass sich einige Bereiche in der Hirnforschung aufgrund verschiedener epistemischer und technischer Entwicklungen in einem argumentativen Zirkelschluss be-

finden: Nachdem die Neurowissenschaft zunächst Methoden, Algorithmen und Modelle entwickelt hat, um das Gehirn und seine Funktionsweisen zu untersuchen, hat sie eben jene im nächsten Schritt als dem Gehirn immanent interpretiert und die parallele Verarbeitung mathematisch berechneter Vorhersagen als allen Denkprozessen vorausgehend behauptet. So wurde aus der Algorithmizität der Untersuchungs*methoden* die Algorithmizität des Untersuchungs*gegenstands*. Mit anderen Worten, in den gegenwärtigen Neuronenmodellen der Computational Neurosciences werden die Algorithmen und mathematischen Modelle, die zunächst zur Untersuchung des Gehirns erdacht wurden, als originär eingelagerte, dem Gehirn inhärente Funktionsweisen angenommen.

Ziel der gegenwärtigen Computational Neurosciences ist es, herauszufinden, welche *computations* (Berechnungen) das Gehirn durchführt, mit welchen Algorithmen das Gehirn Wahrnehmungen verarbeitet. »The computer can become a remarkable brain«, würde Hintons Hypothese heute vermutlich lauten. Das zugehörige Programm sieht vor, den Computer dazu zu bringen, wie ein Gehirn zu agieren und mithilfe von artifiziellen Algorithmen, verheißungsvoll als Neuronale Netzwerke bezeichnet, wie ›der Mensch‹ zu lernen. Rhetoriken, Metaphern und Modellbildungen sind stark an die Informatik angelehnt. Warum das so ist und was das heute mit unserer Wissensproduktion über das menschliche Gehirn macht und warum ausgerechnet die vielversprechende künstliche Intelligenz dem Menschen das Denken abgewöhnt – darum soll es in diesem Buch gehen. *Die Schönheit des Denkens* setzt bei der Einsicht an, dass der Mensch nicht allein sein Gehirn ist und dass es alternative Modelle braucht, die das Gehirn außerhalb einer Mensch-Maschine-Allegorie verorten. Nötig ist eine deutliche Kritik an der derzeitigen zerebralen Perspektive der Neurowissenschaft, die »keine relationale, sondern eine substantialistische« (Ehrenberg 2019, 21) ist und, um die Mechanismen menschlichen Verhaltens wissenschaftlich zu erfassen, »vorsätzlich ein von seinen Beziehungen abgeschnittenes Individuum erschafft« (ebd.).

Wie schon in meiner ersten Studie*... dem Gehirn beim Denken zusehen? Sicht- und Sagbarkeiten in der funktionellen Magnetresonanztomographie* (Fitsch 2014) interessiert sich auch die vorliegende Untersuchung für die spezifischen Apparaturen und Technologien, die die Herangehensweise und den ›Blick‹ auf das Gehirn bestimmen und mit ihnen die Praktiken, Metaphern und Episteme, die in diese Technologien einfließen. Die Medienphilosophin Flora Lysen verweist in ihrem Buch *Brainmedia* (2020) darauf, das die Hirnforschung sich häufig an Analogien und Metaphern aus dem Bereich der Medientechnolo-

gien bediente: »Indeed, brain-research discourse is rife with metaphors and tropes, especially analogies between brains and technology, including, since the nineteenth century, what we may call media technology (phonograph, telegraph, telephone, internet).« (Lysen 2020, 19) Für die Geschichte der Computational Neurosciences trifft dies erst in einem zweiten Schritt zu, ihre Anfänge finden sich in einer Mathematisierung der Aussagenlogik, des Blicks, der Wahrnehmung und der methodischen Zugänge. Die Bedingungen heutiger Computermodelle und -simulationen wurden zwar erst in den letzten Jahren durch rechenstarke Computer und sogenanntes Machine Learning möglich, ihre erkenntnistheoretischen Spuren und Anleihen führen aber weit in die Geschichte der Mathematik und Logik und erst später auf die informationstechnischen Modelle der Kybernetik zurück.

Daher wird es in diesem Buch weniger um Ästhetik(-en) gehen (wiewohl Ästhetik im rancièreschen Sinne als Formen von Möglichkeitsräumen auch dieser Arbeit zugrunde gelegt wurde), sondern mehr um die mathematische Verfasstheit der Logik – im Sinne einer mathematisch induzierten Logik des Schließens und der Beweisführung.

1 Was sind Computational Neurosciences? Die Beschreibung eines Feldes und ihrer Methode

Die Welt der Computational Neurosciences, ebenso wie alle neurowissenschaftlichen Felder, die auf der Basis mathematischer Modelle arbeiten, ist eine Welt mit ganz eigenen logischen Schlussfolgerungen. Um diese Welt einer spezifischen, *wahrscheinlichen* Logik zu verstehen, soll in diesem Kapitel der Geschichte und Entstehung des Feldes nachgegangen werden. Versteht man die theoretischen Grundlagen dieser Wissenschaft, lassen sich die daraus resultierenden Schlussfolgerungen verstehen. Wie arbeiten und welcher Methoden bedienen sich die Computational Neurosciences? Wie unterscheiden sich die Computational Neurosciences von Computed Neurosciences, Cognitive Neuroscience, Neuroinformatik, Big Data Neurosciences, Theoretischer Neurowissenschaft, Philosophie des Geistes und künstlicher Intelligenz? Denn sie alle haben einen gemeinsamen Nenner: die Klärung der Wahrnehmungs- und Informationsverarbeitung im Gehirn und die Losung, dass das Gehirn *computations* anstellt, nicht nur als Methode, sondern auch als Modell und Metapher für die Funktionsweise des menschlichen Gehirns.

Computational Neurosciences gelten als Teilbereich der Physik/Physiologie. Gleichzeitig sind sie ein interdisziplinäres Feld, und wie genau eine Person die Computational Neurosciences versteht und betreibt, liegt meist in der Disziplin begründet, aus der sie kommt und die strukturiert, welche Art von Daten analysiert werden und mit welchen Modellen gearbeitet wird. In den Computational Neurosciences wird das Gehirn als informationsverarbeitende Maschine verstanden, und das Ziel ist es, herauszufinden, welche Art Berechnungen das Gehirn durchführt. Die übergreifenden Fragen lauten hier also: Wie rechnet das Gehirn? Welche Algorithmen benutzt es? Wie wird Information codiert und wie wird Information im Gehirn verarbeitet? Das wichtigste methodische Werkzeug zur Beantwortung dieser Frage in den Computational Neurosciences ist die mathematische Modellierung von Komponenten des Nervensystems wie Nervenzellen, Synapsen und Neuronalen Netzwerken mithilfe der Biophysik, dynamischer und komplexer Systeme und der Informatik. Computational Neurosciences heißt aber *nicht* allein Computergestützte Neurowissenschaft oder die Anwendung von Clusteranalysen oder Big-Data-Methoden. Auch wenn die Bereiche manchmal sehr nahe beieinanderliegen, denn all die genannten Teildisziplinen der Neurowissenschaft verwenden Modelle, die mit dem Computer simuliert und ausgewertet werden. Gleichzeitig wachsen die Bereiche auch durch die Verwendung ähnlicher mathematischer Neuronenmodelle enger zusammen. So beschreibt eine der von mir interviewten Personen die Situation folgendermaßen: »At my institute they have an A.I. program at the neuroscience institute, so there's lots of cross-over. And I think that, yet also the development of machine learning and of A.I. and the resurrection of neural network made sort of the marriage of these fields ›natural‹.« (Interview 6, 13 Min.)

Um noch etwas klarer das Interesse der Computational Neurosciences beschreiben zu können, möchte ich kurz die etwas vereinfachten, aber dem Verständnis dienlichen Ebenen der Neurowissenschaften vorstellen. Grob lassen sich folgende drei Ebenen in den neurobiologischen Untersuchungen des Gehirns ausmachen: Die ›obere‹ Ebene beinhaltet die Funktionen größerer Hirnareale, etwa die speziellen Aufgaben verschiedener Gebiete der Großhirnrinde, also des Kortex oder der Amygdala. Die ›mittlere‹ Ebene beschreibt das Geschehen innerhalb von Verbänden von Hunderten oder Tausenden Zellen. Und die ›untere‹ Ebene umfasst die biochemischen Vorgänge in einzelnen Synapsen und Nervenzellen. Ein Großteil neurowissenschaftlicher Forschungen widmet sich der Untersuchung der oberen und unteren Ebene und erzielte hier bereits einige Fortschritte (vgl. Das Manifest 2013). Die mittlere Ebe-

ne, die die untere und obere Ebene miteinander verknüpft, ist noch kaum verstanden und damit fehlt bisher auch die Antwort auf die Frage, wie aus feuernden Neuronen und Synapsen höhere kognitive Fähigkeiten entstehen. Im Grunde genommen wollen die Computational Neurosciences jetzt Antworten für die sogenannte mittlere Ebene der Hirnforschung finden: Es geht darum, Neuronenmodelle zu beschreiben, die verstehen lassen, wie es ausgehend von der Aktivität einzelner Neuronen zu den Feuerungsraten ganzer Neuronennetzwerke kommt. Oder wie die Neuronalen Netzwerke gestaltet sein müssen, um Prozesse wie Lernen, Denken und Wahrnehmen zu meistern.

Der Fokus der Computational Neurosciences liegt dezidiert in den biologischen, bio-chemischen und funktionsmorphologischen Eigenschaften der Neuronen und den neuronalen Bündnissen, die sie eingehen. Ausgehend von diesen Daten, werden in den Computational Neurosciences Neuronenmodelle erdacht, mathematisch-stochastisch ausgearbeitet und formuliert sowie simuliert. Dazu gehören zum Beispiel die Berechnung der Membrandurchlässigkeit der Ionenkanäle in den Synapsen, aber auch schematischer die Architektur kleiner neuronaler Einheiten, die Informationen in rekurrenten Systemen verarbeiten. Die Computermodelle können, müssen aber nicht, auf Daten aus Experimenten zurückgreifen, wie zum Beispiel die Ableitung synaptischer Feuerungsraten.

Die Berechnungsmodelle der Computational Neurosciences beruhen auf den Beschreibungen der Feuerungsrate eines einzelnen Neurons. Ab den 1950er-Jahren bestand die Möglichkeit, kleinste Elektroden in einzelne Nervenzellen einzuführen, sodass die experimentellen Daten einzelner Synapsen abgeleitet werden konnten. Gegenwärtige Studien und Simulationen in den Computational Neurosciences wollen das Zusammenspiel der Nervenzellen in ihren Netzwerken berechnen. Hierfür wurden neue Methoden wie das Optical Imaging entwickelt, mit dessen Hilfe viele Feuerungsraten gleichzeitig gemessen werden können. Obschon diese Methoden und Technologien zur Verfügung stehen, ist ihr flächendeckender Einsatz in den Computational Neurosciences eher Zukunftsmusik denn gegenwärtige Realität. Ein Großteil der abgeleiteten Neuronenantworten stammt noch aus der Ableitung der Feuerungsraten singulärer Neuronen in Tierversuchen. Das heißt, die Mehrzahl der Neuronenmodelle basiert auf dem Verhalten einzelner Neuronen, und für die Verwendung dieser Daten braucht es wiederum Modelle, die aus der einzelnen Antwort die Antwort eines ganzen Neuronenbündels berechnen. Zentral hierfür sind die sogenannten Spikes, das heißt kurze

elektrische Pulse, die von einem Neuron zu einem anderen gesendet werden. Über diese meist binär codierten elektrischen Zustandsänderungen wird neuronale Kommunikation modelliert.

> Und dann nehmen wir Modelle, die jetzt vereinfacht die Aktionspotenzialgenerierung – also die Generierung von Spikes beschreiben; die sogenannten Integrate and Fire-Modelle. Diese lassen sich mithilfe von Differenzialgleichungen beschreiben. Das ist eine Gleichung, die den zeitlichen Verlauf von dem Membranpotenzial bestimmt, in Abhängigkeit von den Inputs. Und wenn es dann eine Schwelle gibt, dann gibt es einen Spike, das Membranpotenzial wird dann zurückgesetzt auf einen negativen Wert und dann geht das Spiel von vorne los, das Neuron oder die Gleichung integriert wieder alle Inputs, bis die Schwelle wieder erreicht wird, und dann gibt es wieder einen Spike. Und immer wenn es einen Spike gibt, dann gibt es auch einen Effekt auf andere Neuronen. Die Art der Effekte wird dann wiederum durch die neuronalen Verbindungen in dem Netzwerk bestimmt. Das heißt, wenn zwei Neuronen verbunden sind und das vorgeschaltete Neuron einen Spike hat, dann ändert sich das Membranpotenzial in dem nachgeschalteten Neuron auf eine bestimmte Weise. Das erhöht sich zum Beispiel, macht einen Sprung. Damit kann man modellieren, wie dann eine Synapse funktioniert. Und wichtig ist am Ende, wie viel Strom, was für Strompulse in so eine Zelle reinkommen, oder wie sich das Membranpotenzial ändert, also die Antwort auf ein Spike des vorgeschalteten Neurons. (Interview 7, 31. Min.)

Mathematische Modelle sind die Grundlage jeglicher weiterer Wissensproduktion in den Computational Neurosciences. Die Vorannahmen fließen direkt in die Daten ein. Eine geringfügige Datenlage ist hierfür kein Problem, alle weiteren angenommenen ›Ereignisse‹ werden hinzugerechnet.

Die Umsetzung der informationsverarbeitenden Algorithmen basiert in den Computational Neurosciences auf Stochastik. Neuronale Netzwerke (im Folgenden als Eigenname großgeschrieben und synonym mit Neuronalen Netzen und Neuronalen Systemen verwendet) werden als stochastische Prozesse beschrieben, das heißt, es handelt sich um nicht lineare, komplexe Prozesse, die in ihre Berechnung Zufallsvariablen miteinbeziehen. Stochastik ist die Verbindung von Statistik und Wahrscheinlichkeitstheorie, die ihre Aussagen als Vorhersagen über das Eintreten eines bestimmten Ereignisses in die Zukunft verlagern. Die oft zitierte ›Lebensweisheit‹ »trau keiner Statistik, die du nicht selbst gefälscht hast« drückt das Unbehagen aus, das statistischen Berechnungen mit ihren vielen Fallstricken wie Unterkomple-

xität, Schwierigkeit der Variablenbestimmung, Validität der Aussagen und der Frage, welche der gefundenen Korrelationen eine ernst zu nehmende Aussage über den Untersuchungsgegenstand verspricht, zugrunde liegt. All diese Fallstricke sind fundamentale erkenntnistheoretische Überlegungen, die in der Geschichte der Wahrscheinlichkeitstheorie und der Statistik noch angelegt sind, aber in der allgegenwärtigen Anwendung der Stochastik kaum noch eine Rolle spielen. Die Statistik hat sich unter neuen, mathematisierten Vorzeichen als Stochastik flächendeckend in der Wissensproduktion der Computermodelle und Simulationen durchgesetzt, ohne dass dies als Methodik ausgewiesen würde. Das wirft mitunter die epistemisch höchst aktuelle Frage auf, wie das Verhältnis von Korrelation und Kausalität verhandelt wird, wenn die Stochastik und die daraus entstandenen künstlichen Neuronalen Netzwerke Korrelationen behaupten, indem sie Vorhersagen treffen, die Frage von Kausalität aber nicht mehr diskutiert wird.

2 Die Hirnforschung und die Mensch-Maschine-Allegorie

Der Wunsch, das komplexe Gefüge des Gehirns und des Denkprozesses zu formalisieren, ist Jahrhunderte alt. Der Mathematiker und Philosoph Gottfried Wilhelm Leibniz (1646–1716) entwickelte nicht nur das Dualsystem, das heute als die mathematische Grundlage für die Entwicklung von Lochkarten und späteren Rechenmaschinen und Computern gelten kann. Auch beschäftigte er sich bereits mit der Frage, wie Maschinen mit expliziten Denkregeln ausgestattet werden können. Ähnlich Ada Lovelace (1815–1852), die heute vielen als erste Programmiererin bekannt ist; sie verband ihre Überlegungen zu Rechenmaschinen mit der Frage nach der Funktionsweise des Gehirns. Lovelace entwickelte in ihrer Übersetzung von Charles Babbages Beschreibung der Differenzmaschine (engl. analytical engine) einerseits eine Art Programm für die *Analytical Engine* von Babbage, während sie gleichzeitig (um 1843/44) auch an der Skizze eines mathematischen Modells für die Funktionsweise des Nervensystems saß (»a calculus of the nervous system«) und an der Frage, wie das Gehirn Gedanken und wie Nerven Gefühle hervorbringen. Diese ersten philosophischen Zeugnisse des Mensch-Maschine-Vergleichs können als Versuche gelten, sich den Abläufen des Gehirns auf der Ebene der Logik zu nähern. Die Parallele zur Maschine begründet bis heute die Modellbildung in den Neurowissenschaften und wird durch das gegenwärtige Comeback der als Konnektionismus bezeichneten Theorie aktuell wieder verstärkt. Der Konnektionis-

mus trieb schon in den 1950er-Jahren die Kybernetik sowie die Künstliche-Intelligenz-Forschung an und findet heute in den Modellen künstlicher Neuronaler Netze der Computational Neurosciences seine Umsetzung.

Die Vorstellung eines autonomen Subjekts/Gehirns basiert also auf der – nicht ganz unproblematischen – Tradition des Vergleichs von Gehirnen und Maschinen in den Wissenschaften vom Menschen. Ein Vergleich, der das ideologische Klischee eines statischen und zentralisierenden Programmablaufs im Gehirn hervorbringt und keinen Platz für Plastizität, Alterität und Negativität lässt. Gleichzeitig trifft dieser methodische Determinismus auf einen derzeit in den Neurowissenschaften zu beobachtenden Trend, anhand der Beschreibung und Deutung individueller, neuronaler Prozesse gesellschaftspolitische Fragen beantworten zu wollen. Die Idee des Neuronalen Netzwerks basiert auf mathematischen Gleichungen des synaptischen Wachstums (d.h. *Deep Learning*) und einer operationalisierten Definition charakteristischer Prozesse. Der Computer stellt demnach immer noch eine nicht wegzudenkende Parallele für die Modellierung des Gehirns dar. Mit der Entwicklung schnellerer Rechner und Hochleistungsprozessoren in den letzten Jahren hat sich auch die Möglichkeit der Berechnung komplexerer Netzwerke und damit auch die Vorstellung der Prozesse im Gehirn verändert. Zudem gibt es aus der Informatik und den Computational Neurosciences heraus Versuche, die Logik algorithmischer Entscheidungsprozesse als Grundregel menschlichen Denkens und Verhaltens zu etablieren.

Mit der Konzentration auf das Gehirn als Ort des Denkens und eines individuellen, »subjektiven Ichs« (Breidbach 1997) ließ sich eine deutungsstarke Wissenschaftsdisziplin errichten. Die Hirnforschung hat sich in den letzten Jahren stark ausdifferenziert und Verfahren entwickelt, die neue ›Einblicke‹ in das Gehirn ermöglichen, was insbesondere durch zahlenbasierte Methoden und rechenstarke Computer möglich wurde. Dadurch wurden die Neurowissenschaften zu einer methodisch und theoretisch ausdifferenzierten Disziplin, aber ausgerichtet auf nur einen einzigen Studiengegenstand, das Gehirn – als Ort des Nervensystems, mit spezieller Funktionsweise und einzigartigen Phänomenen, die aus dieser Funktionsweise hervorgehen. Charakteristisch für die Neurowissenschaften ist die Vereinheitlichung des Untersuchungsgegenstands. So halten Nikolas Rose und Joelle Abi-Rached fest: »André Holley was right, when he says that the neurosciences (in the plural form) are centered on one object of study. […] He [Holley] insists on this ›unity‹ : ›pluralité des methods, diversité des concepts mais unité de l'objet‹ (Holley 1984, 12).« (Rose/Abi-Rached 2013, 30)

Diese disziplinäre Vereinheitlichung hat sich auf den Untersuchungsgegenstand selbst ausgewirkt. Ein neuer Denkstil in den Neurowissenschaften hat ihr Objekt, das Gehirn, so verändert, dass es auf neue Weise, mit neuen Eigenschaften und neuen Beziehungen und Unterscheidungen zu anderen Objekten erscheint. Der Untersuchungsgegenstand ›Gehirn‹ bestimmt sich heute durch eine neurowissenschaftliche Deutungshoheit, gekoppelt mit der Hoffnung, über die Entschlüsselung neuronaler Funktionsweisen zu einer allumfassenden Erklärung für menschliches Verhalten zu gelangen und zugleich einer »charakteristischen Vagheit«: »Since it [the epistemic thing] is not and cannot be fixed from the beginning, it represents itself in a characteristic, irreducible vagueness, which is inevitable since it translates the fact that one does not exactly know what one is looking for.« (Rheinberger 1992, 310) In dieser dialektischen Verfasstheit, zwischen Unbestimmtheit und universalistischem Erklärungsansatz, ist das Gehirn das, was wir immer schon kennen und was uns doch nicht bekannt ist: »That is because this object embodies what is not yet known. The object, in our case, the neuromolecular brain, is both there and not there.« (Rose/Abi-Rached 2013, 30)

Das vorliegende Buch beschreibt die Geschichte der Mathematischen Logik (die als Eigenname im Folgenden großgeschrieben wird) und wie diese zu einer *Mathematisierung von Wahrnehmung* geführt hat. Diese Schlussfolgerung, dass unsere gegenwärtigen Wahrnehmungs- und Erkenntnisprozesse auf mathematischen Regeln beruhen, knüpft indirekt an die von Fritjof Capra (1983, VIII) in den 1980er-Jahren behauptete *Krise der Wahrnehmung* an. Über Capras Einschätzung von einer *Krise der Wahrnehmung* las ich erst, als ich das Konzept der *Mathematisierung von Wahrnehmung* bereits als Analysewerkzeug entwickelt hatte. Capras Buch *Wendezeit* liest sich optimistisch, als Aufruf, die Krise der Wahrnehmung zu überwinden und einen fundamentalen Perspektivenwechsel aller Wissenschaften vorzunehmen, weg von einem dualistisch-mechanischen Weltbild und hin zu einem ganzheitlichen. Er fordert komplexes Denken ein, ganz nach dem Vorbild einer neuen, von Einstein geprägten Physik. Die Krise, so meine Sicht, besteht weiterhin. Das Konzept der *Mathematisierung von Wahrnehmung* weist darauf hin, dass der geforderte Perspektivenwechsel, zumindest in der Erkenntnisproduktion der Computational Neurosciences und der Künstlichen Intelligenzforschung, nicht stattgefunden hat. Insbesondere in den wissenschaftlichen Denkkollektiven, in denen sich kybernetische und systemtheoretische Erklärungen durchgesetzt haben, zeigt sich die Fortführung einer spezifischen Anschauung über Informationsverarbeitung, kognitive Prozesse und Kommunikation, die Orit Halpern

als »communicative objectivity« bezeichnet. Dieses spezifische und stark formalisierte Verständnis von ›Wahrnehmen‹ hatte einen massiven Einfluss auf die heutige Wissensproduktion: »It documents a radical shift in attitudes to recording and displaying information that produced new forms of observation, rationality, and economy based on the analysis of data; what I label a ›communicative objectivity‹.« (Halpern 2014, 1) Allein über die historische Kontextualisierung und das Herausarbeiten epistemischer Vorannahmen in diesen mathematischen Modellen der Information und ihrer Verarbeitung lässt sich zeigen, dass historische Veränderungen in der Art und Weise, wie wir unsere Wahrnehmung steuern und schulen und wie wir Vernunft und Intelligenz definieren, auch eine Veränderung der gouvernemtalen Regierungsweisen[1] darstellt (vgl. ebd.).

Neuronenmodelle als mathematisierte Form der Wahrnehmung basieren auf algebraischen Symbolen und Zeichen und begründen in ihrer Übersetzung in den digitalen Computerraum einen neuen Code. Aber neu ist der Code allein in seiner technisch-algorithmischen Reproduzierbarkeit, der Code selbst speist sich aus jahrhundertealten Technologien des Separierens, Quantifizierens, Klassifizierens und mathematisierter Aussagenlogik. Diese Codes beinhalten die Geschichte quantifizierbarer Eigenschaften, die Logik von Ursache und Wirkung und somit vorherbestimmte Kausalitätsketten. In die Codes eingebettet sind soziale Strukturen, Geschichte, Machtverhältnisse und Ungleichheiten, daher machen sie manche Phänomene sichtbar beziehungsweise bringen Kausalitäten hervor, andere unsichtbar und damit nicht denkbar. Nicht zuletzt basieren diese Codes auf *Technologies of Gender* (De Lauretis 1987), und Ruha Benjamin erinnert uns in *Race after Technology* daran: »How race is a kind of technology, designed to separate, stratify, and sanctify the many forms of injustice experienced by members of racialized groups.« (2019, 36)

In der Iteration und Reintegration von althergebrachten Technologien, wie Sprache und Symbole, im Quantifizieren und Klassifizieren deutet sich bereits das an, was im sechsten Kapitel als methodischer Zirkelschluss bezeichnet wird: Gemeint ist die Etablierung mathematischer Methoden zunächst zur Untersuchung des Gehirns, danach zur Modellierung neuronaler

---

1 Wenn ich in dieser Arbeit von ›Regierungsweisen‹ oder ›regiert werden‹ spreche, meint dies nicht allein ein politisches Regierungssystem, sondern verweist auf die Foucaultsche Analyse von Macht, in der verschiedene diskursive und dispositive Bedingungen das Verhalten von Individuen und Kollektiven formen.

Netzwerke und zuletzt zu Erklärung seiner neuronalen Erscheinungs- und Funktionsweise. Die Erklärungsmuster, die anfangs als methodischer Zugang zu einem besseren Verständnis des Gehirns dienen sollten, bilden heute das Grundverständnis über die Seinsweise neuronaler Strukturen überhaupt.

In dem zufälligen – oder nicht bewussten – Aufgreifen des Wortes Wahrnehmung, das im Sinne erkenntnistheoretischer Möglichkeitsräume verstanden werden soll, möchte ich zwar etwas weniger optimistisch, aber dennoch ganz bewusst an Capras Aufforderung und Hoffnungen anschließen. Die gar nicht mehr so krisengeschüttelte Wahrnehmung folgt einer instrumentellen Logik, die es zu kritisieren gilt. Hierfür knüpfe ich an den Informatiker Joseph Weizenbaum an, einer der wichtigsten Kritiker und nach Eigenbezeichnung ein ›Ketzer in der Informatik‹, der den ›Imperialismus der instrumentellen Vernunft‹ bekämpfen will. Die instrumentelle Vernunft, so mein Argument, ist Teil einer Mathematisierung der Wahrnehmung, vertrauen wir doch heute mehr denn je auf die beurteilende und schließende Statistik, die sich in die Algorithmen und stochastischen Berechnungen gegenwärtiger Analyseparameter eingeschrieben hat. Aber wird die »Vernunft selbst aus der Mechanik der Natur begriffen [wie in La Mettries *L'homme machine*], reduziert sich das Seelische auf einen Mechanismus der Natur« (Breidbach 1997, 47). Das Seelische wird damit zu einer rein operativen Verfasstheit des Ichs. Gleichzeitig werden die neurowissenschaftlichen Modelle und Konzeptionen nicht in einem luftleeren Raum formuliert, sondern in spezifischen Denkkollektiven entwickelt, reihen sich in jahrhundertealte Denktraditionen ein und werden in politischen Systemen erdacht. Das gegenwärtige Verständnis zerebralen Funktionierens, bestimmt sich nach wie vor durch seit langem überholte technologischen Modelle, deren Erfolg andere Auffassungen neuronaler Vernetzungsweisen verhindern. Darauf verweist Catherine Malabou in ihrem Buch *Was tun mit unserem Gehirn?* (2006):

> Gerade die Vorstellungshindernisse eines starren, vom Denken abgetrennten Gehirns ermöglichen es, das Gehirn von sich selber abzutrennen, es von dem zu trennen, was es ist, nämlich der sensible und kritische biologische Ort unserer Zeit, an dem auf die eine oder andere Weise die Evolutionen und politischen Revolutionen stattfinden, die in den 1980er-Jahren ausgelöst wurden und ins 21. Jahrhundert führen. (80f.)

Gleichzeitig verweist Malabou in ihrer kritischen Analyse auf die Verwobenheit des biologischen Orts ›Gehirn‹ mit gesellschaftspolitischen Anforderungen der neoliberalen Flexibilität. Um also das Verhältnis von Natur und Kultur

in den Debatten über unser Gehirn auszuloten und den Begriff der Plastizität[2] aus seinem neoliberalen Würgegriff zu lösen, müssen wir uns auch fragen, wie eine Theorie des Gehirns aussehen könnte, damit das Bewusstsein des Gehirns nicht schlicht und einfach mit dem ›Geist des Kapitalismus‹ zusammenfällt (vgl. ebd., 23).

Im Titel des vorliegenden Buches klingt auch eine Provokation an. Denn explizit spielt Ästhetik hier eigentlich keine große Rolle, ebenso wenig wie etwa die Schönheit in der Sichtbarmachung und den Visualisierungen des Gehirns, wie wir es aus den anatomisch-histologischen Bildern einzelner Neuronen von Ramón y Cajal aus dem ausgehenden 19. Jahrhundert ebenso wie aus aktuellen bildgebenden Verfahren kennen. Wie also lässt sich bei Daten, die rein auf mathematischen Modellen beruhen und damit eine Metaebene des Denkens anfertigen, an Schönheit denken? Kurzgefasst verweist der Titel *Die Schönheit des Denkens* auf die technisch und erkenntnistheoretisch bereits durchgesetzte Deutungshoheit der Computational Neurosciences darüber, wie Denken heute formalisiert und imaginiert wird. Genauer soll mit Schönheit hier zweierlei aufgerufen werden: Es ist einerseits ein Hinweis darauf, dass die Mathematik und die Physik das Kriterium der Schönheit verwenden und davon ausgehen, dass etwas »schön sei und deswegen richtig«. In der Mathematik ist das »Schöne zugleich das Wahre, und das Wahre ist in der Regel auch das Gute« (Heintz 2000, 146). Die Nähe von Mathematik zur experimentellen Naturbeobachtung klingt hier ebenfalls an; der Wunsch, der inneren Wahrheit der Natur durch Visualisierungen zu ihrem Ausdruck zu verhelfen. Malen, Grafiken erstellen, der Natur Muster entlocken, hier ähneln sich Mathematiker*innen und Künstler*innen:

> A mathematician, like a painter or a poet, is a maker of patterns. […] The mathematician's patterns, like the painter's or the poet's, must be beautiful; the ideas, like the colours or the words, must fit together in a harmonious way. Beauty is the first test: there is no permanent place in the world for ugly mathematics […]. (Hardy 1940, 14f.)

Mit dem Verweis auf die Regelhaftigkeit und die einer mathematischen Ordnung folgenden ›Schönheit‹ werden die gesellschaftlich und im akademischen Umfeld antrainierten Vorlieben ästhetischen Erfahrens unsichtbar gemacht. Für Mathematiker*innen bedeutet »Schönheit Ordnung und ist in diesem

2 Plastizität bezeichnet die Formbarkeit des Gehirns und dessen Eigenschaft, Nervenzellverbindungen etwa durch Lernen zu verstärken oder schwächen.

Sinne ein Kürzel für Kohärenz« (Heintz 2000, 146) und wird dadurch zum Indiz für den Wahrheitsgehalt einer Hypothese.

Der zweite Verweis auf Schönheit ist eine in den Titel eingeschmuggelte Kritik an den formalisierten und standardisierten Regelsystemen in den Beschreibungen der Neuronenmodelle der Computational Neurosciences. Die Kritik richtet sich an die erkenntnisleitende Funktion von »Schönheit«, im Sinne einer Ästhetisierung in der Beurteilung mathematischer Gleichungen und physikalischer Modelle, wie es die Physikerin Sabine Hossenfelder in ihrem Buch *Das hässliche Universum* (2019) konstatiert. Diese zweite Ebene, das ironische Augenzwinkern wiederum will einerseits einen neuen Schönheitsbegriff ausrufen, der nicht von mathematischen Symmetrien und goldenen Regeln bestimmt ist, und gleichzeitig zeigen, wie unbedarft der Begriff der Schönheit in den vermeintlich so objektiven Naturwissenschaften und der Mathematik verwendet wird. Ein eher versteckter Verweis auf dem Cover ist den im Buch hergeleiteten artifiziellen Neuronalen Netzen und deren mathematisch schönen Berechnungen von Zufall geschuldet. Ihre Hauptanwendung findet sich in grafischen Umsetzungen, von der Pinselverteilung bei Photoshop bis zur Neuberechnung von Bewegtbildern in den sogenannten Deep-Fake-Videos, in denen Menschen Worte in den Mund gelegt werden können, die sie nie gesagt haben. Eine mathematische Idee von natürlicher, zufälliger Schönheit wird durch ihre Einlagerung in stochastische Gleichungen nicht nur ständig reproduziert, durch ihre Implementierung in grafische Anwendungen findet gleichermaßen ihre Ästhetisierung und Stilisierung statt: glatte Oberflächen, dem wahrscheinlichen Durchschnitt von Normalverteilungen folgend. Das Buchcover nimmt nun diesen Zusammenhang auf, zeigt das Diagramm der Selektion möglicher Antworten künstlicher Neuronaler Netze, gleichzeitig die Verteilungsfolge eines im Grafikprogramm generierten Pinsels, der über die Verteilung der auf dem Cover befindlichen Tomaten mithilfe stochastischer Berechnungen entscheidet. Einzig die Tomate bietet hier einen Bruch: Warum Tomaten? Die Tomate ist eine Referenz an feministische Kämpfe, an den Wurf der Tomate von Sigrid Rüger auf Hans-Jürgen Krahl auf der 23. Delegiertenversammlung des SDS im September 1968, ›mit dem niemand rechnete‹ und der dennoch weitreichende Auswirkungen hatte. Gleichzeitig verweisen die verpixelten Tomaten auf die Genese der Graphikprogramme und auf die Zeit, als noch keine Neuronalen Netzwerkalgorithmen für hochaufgelöste und in Echtzeit berechnete Graphikdarstellungen zur Verfügung standen.

3 Neuronen- und Computermodelle

Alle Modelle in den Computational Neurosciences sind mathematische Modelle. Das heißt, dass die mathematische Sprache, vor allem Differentialgleichungen, genutzt wird, um Neuronale Netzwerkmodelle aufzuschreiben. Diese mathematischen Modelle haben Einfluss auf die Neuronenmodelle in den Neurowissenschaften. Oder wie es eine*r der Forscher*innen im Interview ausdrückt: »Also wie jetzt Experimente gestrickt werden, worauf man guckt und so. Das formt auch das Denken.« (Interview 7, 1:13:00) Alle Modelle basieren auf der Verwendung von Stochastik, mit allen Modellen sollen Vorhersagen getroffen werden und durch ihre Komplexität sind heute alle Modelle darauf angewiesen, mit dem Computer berechnet zu werden. Der Unterschied zwischen Neuronenmodellen und allgemeinen Computermodellen liegt in der Abstraktion des Erklärungsansatzes. Neuronenmodelle beschreiben auf einer übergeordneten Ebene die Funktionsweise neuronaler Informationsverarbeitung ganzer Netzwerke, die zur mathematischen Berechnung als komplexe Systeme kategorisiert werden. Künstliche Neuronale Netzwerke sind Neuronenmodelle, die die Gesamtheit eines Neuronalen Netzwerkes beschreiben wollen.

Ein Bereich der Computational Neurosciences widmet sich der Reduzierung von Komplexität, um einfachere Modelle erstellen zu können. Die derzeit wohl bekanntesten Neuronenmodelle sind die Decision-Making-Modelle, das heißt Entscheidungsalgorithmen in Neuronalen Netzwerken. Bisher war nur das Messen einzelner Neuronen mithilfe von Elektroden möglich. Durch Optical Imaging lässt sich heute die Neuronenaktivität mehrerer Neuronen gleichzeitig messen, das heißt, Elektroden, die wiederum viele kleine Elektroden in sich vereinen, werden in das Hirngewebe eingeführt. Der mit Hilfe dieser kleinen Elektroden gemessene Bereich ist so klein, dass nur mithilfe ausgeklügelter Algorithmen die gemessenen Spikes sortiert und einzelne Spikes Neuronen zugeordnet werden können. So erhält man die Muster mehrerer Neuronen und die durch sie hervorgebrachten Spikes zugleich. Da sich in ganzen Neuronenpopulationen mehr Information speichern lässt als in einem einzelnen Neuron, ist die Hoffnung, dass unter Zuhilfenahme dieser Daten mehr Erkenntnisse über die Funktionsweise von Neuronalen Netzen generiert werden können. Dies betrifft zum Beispiel die Codierung und Muster in der Informationsverarbeitung vieler Neuronen und die Effekte, wenn bestimmte Neuronen gleichzeitig feuern oder wenn sie in einer bestimmten Zeitspanne feuern. Die Hoffnung liegt darin, über die Analyse immer

spezifischerer Feuerungsverhalten ganzer Netzwerke, komplexeren kognitiven Funktionen, wie beispielsweise Entscheidungsfindungen, auf die Spur zu kommen.

Der Fokus dieses Buches liegt nicht allein auf den stochastischen Neuronenmodellen, sondern nimmt auch die Mathematisierung der Wahrnehmung in den Blick, die diesen Modellen vorausging, und ermöglicht somit eine Verortung neurowissenschaftlichen Wissens über Neuronale Netzwerke in den Debatten um künstliche Intelligenz und den freien Willen. Was bedeuten diese Modelle und Forschungszugänge für die Erkenntnisse über uns und unser Gehirn, wenn wir glauben, ein mathematischer Blick auf das Gehirn liefere die Antworten? Und was war dann eigentlich die Frage? Erst wenn wir die grundlegenden Logiken und Mechanismen in den Wissenschaften vom Gehirn verstehen, lassen sich Einschätzungen darüber abgeben, welchen Status der Mensch und das Denken in diesen Denkkollektiven der Wissenschaftler*innen einnimmt. Wie alle anderen wissenschaftlichen Disziplinen auch braucht die neurowissenschaftliche Forschung Modelle und einen Ausgangspunkt, eine Überzeugung, von der die eigene wissenschaftliche Praxis ausgeht.

4 Methode und Kapitelübersicht

Die letzten Jahre meiner Forschung bestanden darin, aktuelle Debatten und Strömungen in der Hirnforschung zu verstehen und sie im Feld der Wissensgenerierung über das Gehirn zu kontextualisieren. Ausgehend von der Frage, wie Wissen über das Gehirn in den einzelnen Teilbereichen der Neurowissenschaften generiert wird, ging es mir dabei insbesondere darum, die historischen Anleihen und epistemischen Rahmenbedingungen der jeweiligen disziplinären neurowissenschaftlichen Methoden zu verstehen und daran anschließend der Frage nachzugehen, welche Art Erkenntnisse, welches Puzzlestück über das Gehirn die jeweilige Disziplin zum Verständnis beitragen kann und will und in welcher Theorietradition sie sich verortet. Die Nähe der Computational Neurosciences und der Neuro-Informatik zur Künstlichen Intelligenzforschung machte die Beschreibung der Unterschiedlichkeit der einzelnen Disziplinen besonders notwendig und zugleich mitunter schwierig. Es galt, ihre Unterschiede in den Herangehensweisen zu beschreiben und gleichzeitig ihre gemeinsamen Begrifflichkeiten zu erfassen, die in den einzelnen Disziplinen jeweils unterschiedlich verwendet werden, bei ihrer Einspeisung

in gesellschaftliche Debatten aber konsistent erscheinen und hier wiederum für eigenständige Anknüpfungspunkte und Auseinandersetzungen sorgen. Dieses Buch zeichnet die Historizität heutiger technischer Apparaturen und Wissensräume nach. Mit dieser Methode sollen »[i]n den Schichten des Diskurses die Bedingungen seiner Geschichte« (Foucault 1973, 17) bloßgelegt werden, und ausgehend von einer feministischen Wissenschafts- und Technikkritik werden »die materiellen Spuren des Historischen an den technischen Dingen und wissenschaftlichen Objekten« (Scheich 1999, 95) untersucht. Dadurch entsteht ein Zugriff, der über die historischen Spuren »einen epistemischen Zugang zur Welt […] der Kontingenzen erkennbar macht, Komplexität von Entwicklungen in sozialen Verhältnissen kontextualisiert und damit auf eine spezifische Weise eine kritische Reflexion des Un/Möglichen erlaubt« (Fitsch/Meißner 2017, 75).

Methodisch bin ich auch für dieses Buch technografisch vorgegangen: teilnehmende Beobachtung, Interviews, Dokumentenanalyse und der historische Blick mit Fokus auf die Funktions- und Wirkweisen der jeweils in dem untersuchten Bereich verwendeten Technologien. Ich hatte die Chance, Expert*inneninterviews mit zahlreichen Kolleg*innen aus den verschiedenen Disziplinen zu führen: aus der Mathematik, der Physik, der Wissenschafts- und Technikforschung, den Computational Neurosciences und den Cognitive Computational Neurosciences. Für die Offenheit und die spannenden Gespräche möchte ich mich herzlich bedanken. Die Expert*inneninterviews wurden von mir transkribiert, anonymisiert, durchnummeriert und analysiert. Einige Ausschnitte aus den geführten Interviews finden sich als Zitate in diesem Buch.

Die spezifische Perspektive dieses Buches führte dazu, dass es, wie so oft in der Wissenschaft, vor allem um die Erkenntnisse von (weißen) Männern geht. Mit einem anderen Fokus hätte die Geschichte sicher anders erzählt werden können, denn es gibt und gab sie: diverse weiblich sozialisierte Mathematikerinnen und Logikerinnen, ebenso wie Philosoph*innen, Mathematiker*innen und Informatiker*innen of Color. Beispielweise die Mathematikerin Émilie Du Châtelet (1706–1749) die sich um eine nicht tendentiöse Interpretation von Descartes, Leibniz und Newtons Arbeiten verdient machte, was in Folge zu einer Neurorientierung methodologischer, mathematischer Ansätze führte. Du Châtelet entscheidet sich nicht, wie viele Kolleg*innen ihrer Zeit, für eine der konkurrierenden Seiten. »Was sie interessiert, sind vielmehr gerade die Bedingungen, unter denen dieser Skandal der Vernunft sich überhaupt erst etablieren konnte.« (Hagengruber/Hecht 2019, VI) Einen

ähnlich anwendungsorientierten Ansatz verfolgten die Mathematikerinnen of Color, die bereits in den 1950er- und 1960er-Jahren in den NASA-Programmen leitende Funktionen übernahmen: Katherine Johnson (1918–2020), Dorothy Vaughan (1910–2008) und Mary Jackson (1921–2005). Oder die Mathematikerin Margaret Hamilton (*1936), die mit ihrem Team die Software für den ersten bemannten Landeanflug der Apollo 11 auf dem Mond programmierte und hierfür kein starres Programm verwendete, sondern menschliche und technische Fehler einberechnete. Ohne Hamiltons Voraussicht menschlicher Fehler wäre der Landeanflug der Apollo 11 gescheitert, denn das Drücken auch nur eines falschen Knopfes beanspruchte zwischenzeitlich mehr Rechenleistung, als der Bordcomputer leisten konnte, was ihn daran gehindert hätte, die für einen reibungslosen Ablauf der Landung nötigen Aufgaben zu bewältigen. Hamilton und ihr Team hatten daher ein Programm geschrieben, in dem die Software entscheidet, welche Aufgaben für das Ziel der Landung am wichtigsten sind, und dafür sorgt, dass diese prioritär durchgeführt werden. Hamilton rettete damit nicht nur Menschenleben und ermöglichte den Amerikaner*innen die erste Mondlandung. Sie setzte auch Standards für Softwareprogrammierung, die bis heute verwendet werden, wenn auch oft nicht mehr mit dem Wissen darum, dass nicht nur Menschen fehlbar sind, sondern auch von Menschen geschaffene Maschinen.

Das Unterfangen dieser Arbeit aber ist ein anderes: Es geht mir darum, die Durchsetzung einer mathematischen und damit – über den Rekurs auf die Regelhaftigkeit apriorisch geltender Naturgesetze der Mathematik – als besonders rational geltenden Logik aufzuzeigen und die hierdurch evozierten Effekte auf erkenntnistheoretische Ideale zu beschreiben. Die in Kapitel 1 vorgestellte Mathematische Logik verhandelt den Möglichkeitsraum von Erkenntnissen über das Denken im Besonderen und das Menschsein im Allgemeinen. Die hier erzählte Geschichte der Mathematischen Logik handelt nicht von den Brüchen oder dem Scheitern, sondern zeichnet die Ansätze nach, die trotz ihrer Unzulänglichkeiten auf den verschiedensten Ebenen so erfolgreich wurden, dass sie bis heute die Erkenntnisse, die wir über uns selbst generieren, anleiten und diese Logik in erkenntnisgenerierende Technologien implementieren. Kapitel 2 berichtet über die Herausbildung und die Anfänge morphologischer und artifizieller Neuronenmodelle. Um die Verwobenheit von Mathematischer Logik, Erkenntnismöglichkeiten und Technologien mithilfe von Neuronenmodellen wird es in den darauffolgenden Kapiteln gehen. Kapitel 3 zeichnet die epistemologischen Effekte mathematischer Konzepte in den Erklärungsmodellen der neuronalen Tätigkeit nach und sub-

sumiert diese Entwicklungen unter der Kritik an einer instrumentellen Vernunft. Kapitel 4 behandelt die Verbreitung dieser spezifischen Erkenntnismöglichkeiten durch die Ausweitung des Laborbegriffs und die Möglichkeit, überall und dauernd Daten zu sammeln, zu produzieren und zu reproduzieren. In Kapitel 5 stelle ich das Konzept der Mathematisierung von Wahrnehmung vor und zeige anschließend in Kapitel 6 die Effekte dieser Mathematisierung auf die Debatte über den freien Willen.

Die drei Abbildungen im hinteren Teil des Buches sind der Versuch, einen künstlerischen Umgang mit dem in Neuronale Netzwerke eingeflossenen Prinzip der Unendlichkeit zu schaffen. Unendlichkeit als Motor der Welt der Wahrscheinlichkeiten, so exakt in der Mathematik und dennoch oft so weit entfernt jeglicher realexistierender Erfahrungshorizonte – oder wann haben Sie das letzte Mal erlebt, dass Sie 1/6 mal eine 6 gewürfelt haben? Unendlichkeit, von der wir nicht wissen, ob sie wirklich existiert. Deren erkenntnistheoretische Voreingenommenheit dennoch den Deutungshorizont unserer Zeit bestimmt, in dem sie alle individuelle Erfahrung ins kollektive Gedächtnis der Statistik verlagerte. Was wir wie erinnern, beeinflusst unser Jetzt und den Output perspektivisch unendlich verfügbarer technischer Geräte. Die erkenntnistheoretisch erzeugte Ambivalenz des Verhältnisses des Einzelnen zu den Vielen wird im Angesicht der unendlichen Wüstenwelt aus Frank Herberts Romanzyklus *Dune* zur Handlungsanweisung: »Das Unendliche als endlich sehen, das Analogon des Bewusstseins die empfundenen Stückchen des Unendlichen leitend.« (Herbert 1985, 11)

Kapitel 1: Mathematik und Naturerkenntnis

1 Mathematik und Naturerkenntnis

> Die Sehnsucht war so stark, dass sie mir mathematisch erschien –
> *Nnedi Okorafor – Binti*

»Ja, ist doch logisch« – ein häufig ausgesprochener Satz, der uns glauben macht, dass das, was als Logik und logische Abläufe gilt, ein Allgemeinplatz ist. Bestimmt allein durch Nachvollziehbarkeit, einer exakt festgelegten und bewährten Reihenfolge folgend, ein in sich schlüssiges Argument, sich nicht widersprechend, manchmal auch statistisch bemessen, häufig im Zusammenhang mit Wenn-dann-Ereignissen. Eine logische Argumentation hat in den verschiedenen Wissenschaftsdisziplinen klar definierte, wenn auch unterschiedliche Bedeutungen – eine Differenzierung, die beim Übergang aus der Wissenschaft in die Anwendung beziehungsweise in gesellschaftliche Diskussionen meist abhandenkommt. Im historischen Rückblick lässt sich über die Logik sagen, dass ab dem 17. Jahrhundert eine auf Symbolen basierende Mathematische Logik entsteht, die sich zur deutlich früher praktizierten philosophischen Logik gesellt. Das 17. und 18. Jahrhundert verabschieden sich sukzessive von den Prämissen einer philosophischen Logik, deren Ausgangspunkt Aristoteles' Katalog logischer Argumente lieferte – Syllogismen genannt –, der für viele Jahrhunderte bestimmte, was unter Logik zu verstehen sei. Das logische Argumentieren nach Aristoteles lässt sich eher als eine Praxis beschreiben und wurde als Scholastik bezeichnet. Scholastik meint den Dialog, das Abwägen von Prämissen und Behauptungen, die ausgehend von den aufgestellten Syllogismen eine Art der Beweisführung und des Philosophierens darstellte.

Dieses Buch zeichnet die Geschichte, die Debatten und Effekte der Mathematischen Logik nach, deren spezifische Art des Formalisierens eng mit der Modellierungsweise logischen Denkens und Neuronaler Netzwerke zusammenhängt. Durch folgenreiche neue Einblicke und intensiv geführte Debatten entwickelt sich die Mathematik ab dem 17. Jahrhundert explosionsartig, bringt eine gänzlich eigene Sprache hervor, eigene Grundlagensätze, die wiederum spezifische Interpretationsräume mit eigenen Vorbedingungen befördern und sich letztlich in einer Mathematischen Logik ausdrücken. Die Effekte der Implementierung Mathematischer Logiken über das Experiment und Vermessungsweisen in die Labore und Experimentalanordnungen ändern nicht nur sukzessive die wissenschaftlichen Untersuchungsinstrumentarien und ihre epistemischen Objekte. Die Mathematische Logik schlichtet durch die Einführung der Wahrscheinlichkeitstheorie im 20. Jahrhundert das lange Ringen zwischen empirischer und theoretischer Forschung, zwischen Erfahrungswerten und *a priori* existierenden Gesetzen. Erfahrung verliert durch die Suche und das Fruchtbarmachen einer alles zugrunde liegenden mathematischen Sprache seine erkenntnisleitende Funktion, wird erst aus der wissenschaftlichen Forschung verbannt, um dann ab Ende des 20. Jahrhunderts unter mathematischen und statistischen Prämissen wieder verstärkt in die Erkenntnisproduktion zurückgeholt zu werden. Diesen Erfolg erfährt die Logik auch durch ihre Mathematisierung, denn die abendländische Kultur ist von einer erklärenden und fast transzendentalen Wirkung der Mathematik durchdrungen. »In mathematischer Form eine syntaktische Struktur oder Herkunftsregeln zu beschreiben, erscheint vielen bereits eine hinreichende ›Erklärung‹ zu sein.« (Changeux/Connes 1992, 2)

Aktuell befinden wir uns in einem »goldenen Zeitalter der Mathematik« (Fröba/Wassermann 2007, 7), denn zu keiner anderen Zeit stand das Alltagsleben der Menschen so stark unter dem Einfluss mathematischer Formalisierungsweisen. Sie findet sich in nahezu allen heute sogenannten smarten Technologien wie Mobiltelefonen, dem Internet, Navigationssystemen, Satellitenkommunikation, der Automatisierung von Arbeitsschritten in der Industrie, in der Logistik, der Robotik etc. Das Eingewobensein von Mathematik in heute verbreitete Technologien ist allgegenwärtig, aber greifbar und leicht ersichtlich. Weniger offensichtlich präsentieren sich die Einlagerungen einer Mathematischen Logik mit ihren Formalisierungsweisen und Prämissen. Gleichzeitig ist sie in Technologien nicht nur eingeschrieben, sondern smarte Technologien verkörpern die Mathematische Logik und sind darüber hinaus in die Apparaturen der Wissensproduktion eingewoben. Die spezifische Art

des Argumentierens im Sinne der Mathematischen Logik ist längst Teil unseres Alltags und unseres Lebens geworden: Über neue und soziale Technologien ist sie in Gebrauchsgegenstände gelangt, bestimmt damit die Koordinatensysteme unseres Lebens, auch außerhalb des wissenschaftlichen Labors, greift ein in äußerst individuelle Bereiche wie die Kognition, die Kommunikation und die Psyche. Dieser Siegeszug der Mathematischen Logik durch die Technologien der Digitalisierung in vielen gesellschaftlichen Bereichen wie der Kommunikation, den Arbeitspraktiken, dem Gesundheitswesen, ebenso wie in den Methoden der Wissensproduktion, ist der aktuelle Endpunkt eines jahrhundertealten Ringens, so die Hypothese dieses Buches. Inwiefern dies mit den Modellen des Gehirns und seinen Denkprozessen zusammenhängt und welche Auswirkungen der Siegeszug im Sinne einer Mathematisierung der Wahrnehmung auf das Wissen über uns und unser Gehirn hat, das möchte ich auf den nächsten Seiten weiter ausführen.

Die Logik gilt als die Lehre des formalen Schließens und der Beweis als ihr wichtigstes Instrument. Der Beweis ist eine konsequente Folge von Schlüssen, die von bereits bewiesenen Sätzen oder Prämissen, unter denen die Behauptung sich als wahr erweisen soll, ausgeht und deren letzte Konklusion die zu beweisende Behauptung ist. »Damit ein Beweis akzeptiert wird, fordert man im allgemeinen nur, daß jeder Schritt des Beweises, jeder einzelne Schluß als richtig einleuchte. Dieses ›Einleuchten‹ ist aber nun kein unproblematisches Kriterium, denn es hat schon manchem etwas eingeleuchtet, was sich hinterher als falsch erwies.« (Kutschera 1967, 4) Logik bedeutet, allgemeine Kriterien für das richtige Schlussziehen aufzustellen. Was aber die Kriterien ausmacht, das unterscheidet sich je nachdem, welcher Logik man folgt. Was also ist neu an der modernen Logik, auf die hier im Weiteren als Mathematische oder symbolische Logik rekurriert wird? Dies betrifft zum einen die Methode der Formalisierung und die Verwendung einer eigens hierfür erschaffenen Sprache. Und zum anderen ihre Syntax, also ein Regelsystem zur Anordnung der formalisierten Zeichen, die im Weiteren bestimmt, wie aus vorgegebenen Sätzen neue Sätze gewonnen werden können – gänzlich ohne auf die Bedeutung dieser Sätze zu achten. Der Wunsch nach Formalisierung ist nicht originär in der modernen, heißt Mathematischen Logik verankert, auch die traditionelle philosophische Logik folgt dem Wunsch nach Formalisierung. Ihre Tragweite entwickelt die mathematische Formalisierung als Teil der Logik zunächst bei Leibniz und Descartes, 1847 dann bei Boole, der diese Konzeption in seinem Werk *The mathematical analysis of logic* erstmals umfassend umsetzte. Später bei Frege findet sich zum ersten Mal der Aufbau eines

präzisen Formalismus und in ihm die genaue Darstellung einer Logik, die neue Erkenntnisräume zuließ.

Die Geschichte der Logik entpuppt sich als Geschichte wissenschaftlicher Disziplinen im Allgemeinen und der Erkenntnistheorie im Besonderen. Die jahrhundertealte Tradition des philosophischen Beweises als Ableitung von einer spezifisch festgelegten Logik, wie wir sie schon in den Syllogismen bei Aristoteles finden, wird zunächst durch den Wunsch erweitert, Beobachtungs- und Erfahrungswerte in die wissenschaftliche Erkenntnisproduktion einzuführen. Durch empirische Vermessungsweisen wie Wiegen, Zählen und Vergleichen sollen sie wiederum an eine physikalische Realität zurückgebunden werden. Viele Forschende, die heute als Naturwissenschaftler*innen gelten würden (wie Leibniz, Descartes, Newton, Helmholtz, du Châtelet etc.), haben sich zuallererst mit der Frage nach der Möglichkeit von Erkenntnis auseinandergesetzt. Die im Folgenden vorgestellten Wissenschaftler*innen stehen exemplarisch für einen bestimmten epistemologischen Wandel in der Auffassung von Erkenntnis, Methodologie und Methoden. Sie stehen für eine Entwicklung von einer Wissenschaft, die bis in die frühen Anfänge des 20. Jahrhunderts hinein immer auch mit dem Status einer Letztinstanz (Gott) rang. Im deutschsprachigen und europäischen Raum werden wissenschaftliche Disziplinen erst ab dem 20. Jahrhundert tiefgreifend säkularisiert, gleichzeitig werden mathematische Naturgesetze zur Grundlage ›allen‹ Wissens über Natur und Körper generalisiert.

1.1 Erste Formalisierungsschritte. Mathematik und Naturerkenntnis in der Philosophie vor dem 19. Jahrhundert

Eine erste erkenntnistheoretisch gewichtige mathematische Formalisierung in der Naturphilosophie erfolgt durch die Euklidische Geometrie, die Euklid von Alexandria im 3. Jahrhundert v. Chr. in seinem Werk *Elemente* aufschrieb. Dieses an Aristoteles' Idee der Grundlagensätze angelehnte axiomatische (unbezweifelbare) Regelwerk gilt als erste Sammlung von Axiomen in der Mathematik. Anhand dieser ersten Axiome wurde immer wieder diskutiert, welche mathematischen Sätze und Annahmen überhaupt als *a priori* gelten können und was *a priori* bedeutet. Die Euklidische Geometrie gilt als vorbildliches Formalisierungsbeispiel apriorisch aufstellbarer Axiome und war bis zu ihrer Erweiterung ab Mitte des 19. Jahrhunderts ein unumstößlicher Beweis für allgemeingültige mathematische Regeln in den Naturgesetzen. Seither spielen die Euklidische Geometrie und später auch ihre Erweiterungen bei Fragen

über das Verhältnis von Raum und Zeit und dem sich darin verortenden Menschen eine immer wiederkehrende Rolle. Der Mathematiker Bernhard Riemann (1826–1866) begründete die nach ihm benannte riemannsche Geometrie, in der Raum nicht mithilfe zusammengesetzter Flächen modelliert wird, sondern auch mittels gekrümmter, mannigfaltiger Räume. Bei Riemann noch in die Euklidische Geometrie eingepasst, verwendet Albert Einstein die riemannsche Geometrie für seine Relativitätstheorie, in der er Gravitation als geometrische Eigenschaft definiert, als gekrümmte vierdimensionale (heißt nicht euklidische) Raumzeit. Eben dieser Riemann »zog 1854 die Trennungslinie zwischen Physik und Mathematik an der Frage des Raumes. Der wirkliche Raum der wirklichen Welt ist Sache der Physik. Die Mathematik klärt die Begriffe; ob und wie sie auf die Welt passen, ist nicht mehr ihre Sache« (1854, zit. n. Mehrtens 1990a, 610).

In der Geschichte der mathematischen Formalisierungen im Bereich naturwissenschaftlicher Studien war der Astronom, Physiker und Mathematiker Galileo Galilei (1564–1641/42) einer der ersten uns überlieferten Wissenschaftler, der seine Beobachtungen und Erkenntnisse in der Sprache der Mathematik ausdrückte. Der Himmelsforscher verwendete die Geometrie, um seine Gedanken zu formulieren und seine Betrachtungen niederzuschreiben:

> Die Philosophie [Philosophie steht hier für ›die Wissenschaft‹] steht in diesem großen Buch geschrieben, das unserem Blick ständig offen liegt […]. Aber das Buch ist nicht zu verstehen, wenn man nicht zuvor die Sprache erlernt und sich mit den Buchstaben vertraut gemacht hat, in denen es geschrieben ist. Es ist in der Sprache der Mathematik geschrieben, und deren Buchstaben sind Kreise, Dreiecke und andere geometrische Figuren, ohne die es dem Menschen unmöglich ist, ein einziges Bild davon zu verstehen. (*Il Saggiatore* [1623], zit. n. Behrends 2010, 53)

Galileo ebnete mit seinen Arbeiten den Weg für die Entstehung der physikalischen Naturwissenschaften und die Herausbildung einer mathematischen Sprache.

Die mathematische Disziplin des 17. Jahrhunderts lässt sich grob als Mathematik in der Zeit des Rationalismus charakterisieren. Die wichtigste Triebfeder für diese, als besonders produktiv geltende Periode der Mathematik, ist der von den Naturwissenschaften ausgehende Impuls in Richtung einer anwendungsorientierten Mathematisierung. Ebenfalls grundlegend für die Mathematik des Rationalismus ist eine neue Herangehensweise: Die zunehmend engere Verbindung von Mathematik und Naturerforschung löste

sich sukzessive von der Tradition, Naturgesetze durch Verweise auf antike Autoren zu erklären, und schwang sich auf, diese Gesetze durch Experimente, Beobachtungen und Verallgemeinerungen zu belegen. In der Zeit des Rationalismus bringen sich frühkapitalistische Anforderungen an die Mathematik in Stellung und mit ihr die materielle Produktion sowie organisatorische und Verwaltungsbedarfe in der Manufaktur. Ökonomische und politische Emanzipation »gegenüber den feudalen Kräften« (Wussing/Arnold 1989: 150) anstrebend, wandte sich die entstehende besitzende Bourgeoisie den Naturwissenschaften und der Mathematik zu, die ihr »Möglichkeiten zur Steigerung der Produktivität unter den neuen Produktionsverhältnissen eröffnete« (ebd.). Zu den prestigeträchtigsten Mathematiker*innen des Rationalismus gehören Pierre de Fermat, René Descartes, Blaise Pascal, Isaac Newton, Gottfried Wilhelm Leibniz sowie Jacob und Johann Bernoulli.

Die folgende Phase lässt sich als Mathematik des Aufklärungszeitalters beschreiben. Das 18. Jahrhundert zeichnet sich weniger durch eigene neue Ansätze aus, sondern arbeitet an der Vertiefung der Methoden und Theorien aus der Zeit des Rationalismus:

> [D]ie Algebra wurde ausgedehnt und systematisiert, die Grundauffassungen der analytischen Geometrie wurden gefunden, die Zahlentheorie als mathematische Disziplin wurde neu belebt und die Wahrscheinlichkeitsrechnung begann sich als mathematische Disziplin zu formieren. (Ebd., 236)

Ausschlaggebend für die Mathematik des Aufklärungszeitalters ist ihre »unauflösliche Einheit« (ebd., 238), welche die mathematischen Methoden mit anwendungsorientierten Fragen die Natur, den (arbeitenden) Körper, die Welt, das Universum betreffend, eingingen und »ohne die die naturwissenschaftlichen Ergebnisse nicht hätten gefunden werden können« (ebd., 239). Wichtige Vertreter*innen sind unter anderen Émilie du Châtelet, Leonhard Euler, Joseph Louis Lagrange, Gaspard Monge und Pierre Simon Laplace.

Ich denke, also kann ich etwas über die Welt aussagen (Descartes)

René Descartes (1596–1650) gilt als Begründer der modernen Philosophie, die für ihn Mathematik, Philosophie und die Naturwissenschaften in sich vereinigen sollte. Für Descartes war die entscheidende Methode in der Wissenschaft der Zweifel, in seinen Untersuchungen bezweifelte er zunächst alles, was sich irgendwie bezweifeln ließ – das gesamte überlieferte Wissen, die eigenen Sinneseindrücke, selbst die Tatsache, dass er einen Körper besaß –, bis

er schließlich bei etwas anlangte, was er nicht bezweifeln konnte, nämlich die Existenz seiner selbst als die eines Denkenden. Auf diese Weise gelangte er zu seiner berühmten Feststellung: »Ich denke, also bin ich.« (Vgl. Capra 1983, 58) Aus dieser dem Zweifel entsprungenen Feststellung ergab sich für Descartes gewissermaßen ein *a priori* geltendes Gesetz, »dass das Wesentliche der menschlichen Natur im Denken liege, und alle Dinge, die wir klar und deutlich denken könnten, seien wahr« (ebd., 57f.). Zu sicherem Wissen gelange man demnach durch Intuition (als eine Vorstellung des reinen und aufmerksamen Geistes) und Deduktion. In Descartes' »›cogito‹ […] ist der Geist gewisser als die Materie. Das brachte ihn zu der Schlußfolgerung, die beiden seien getrennt und fundamental voneinander verschieden« (ebd., 58). Diese Unterscheidung zweier beim Menschen miteinander wechselwirkender, aber verschiedener Substanzen, von Gehirn und Geist, ist tief in das abendländische Denken eingeschrieben. Dies ist auch der Grund, warum Descartes klassischerweise als Urvater der Hirnforschung angesehen wird. Im Zentrum seiner Überlegungen steht das erkennende Subjekt, »das denkt, und also ist«, das sich aber gleichzeitig von den zu erkennenden Gegenständen seines Interesses abgrenzt. Descartes' philosophisches Vermächtnis bildet die modernen Bedingungen naturwissenschaftlicher Erkenntnisproduktion: die dualistische Trennung zwischen erkennendem Subjekt und zu erkennendem Objekt sowie die Perspektive eines autonomen Subjekts, das sich mithilfe entsprechender Technologien und Methoden den Status einer objektiv agierenden Instanz aneignet. Gleichzeitig beschrieb er die Natur als perfekte Maschine, beherrscht von exakten mathematischen Gesetzen. Descartes verglich alles Lebendige, wie Tiere und Menschen, mit Uhrwerken.

Dass diese cartesianische Trennung als wissenschaftliche Universalanschauung gesetzt und die Methodik von Descartes als einziger Weg zur Erkenntnis akzeptiert wurde, hatte tiefgreifende Konsequenzen für die weiteren Entwicklungen (nicht nur) der wissenschaftlichen Erkenntnisproduktion. Die Kognitionswissenschaftlerin Abeba Birhane konfrontiert die cartesianische Perspektive »Ich denke, also bin ich« in den Neurowissenschaften mit der interdependenten Ubuntuphilosophie, die mit »I become who I am, because I interact« (2017) paraphrasiert werden kann. In ihrem Artikel *Descartes Was Wrong: A Person Is a Person through Other Persons* hinterfragt Birhane kognitive und neurowissenschaftliche Ansätze, die das Gehirn als eine autonome Einheit modellieren, die sich nur auf ihre eigenen Erfahrungen und ihre individuelle Wahrnehmung stützt. Für sie wohnt Descartes' Konzept die Idee inne, dass »the only thing you can be certain of is your own cogito – the fact

that you are thinking. Other people and other things are inherently fickle and errati« (ebd.). Damit würden das Gehirn und seine kognitive Entwicklung durch individuelles Wachstum konzipiert, bei dem Kinder und Menschen als einsame Lerner*innen dargestellt werden und für ihren eigenen Erfolg verantwortlich sind. Im Gegensatz zu diesem neurowissenschaftlichen Paradigma fordert Birhane uns auf, die Aussage »I am because we are, and since we are, therefore I am« des in Kenia geborenen Philosophen John S. Mbiti zu berücksichtigen, der diese Ubuntutheorie in seinem Text *African Religions and Philosophy* (1969) zusammenfasst. Descartes' Dualismus ist jedoch bis heute in den Neurowissenschaften allgegenwärtig, und die Zusammenführung beziehungsweise Wiedervereinigung beider ›Substanzen‹ bildet die grundlegende Problematik, die sich für jede neurowissenschaftliche Methodik und Interpretation stellt.

Universelle Sprache und Logik (Leibniz)

Der Philosoph, Mathematiker, Jurist, Historiker und politische Berater Gottfried Wilhelm Leibniz (1646–1716) war das, was heute gerne anerkennend als Universalgelehrter bezeichnet wird. In den Mittelpunkt seiner theoretischen Überlegungen stellte er die Logik, die für Leibniz eine mechanisch-mathematische ist. Er legte mit dieser Mathematischen Logik die Basis zur Entwicklung einer formalisierenden Sprache, die gleichzeitig minimalistisch wie allumfassend jedwedes Phänomen der physikalischen Welt und des Universums in Zahlen und Gleichungen auszudrücken vermag. Damit hatte Leibniz die auf ihn folgende Formalisierungsgeschichte letztlich vorgedacht. Seine Grundidee war es, die Basis aller mathematischen Bereiche vollständig durchzuformalisieren, rein formale Kalküle zu entwickeln und dieses Programm zur Basis aller Wissenschaften zu machen.

Leibniz als ideologischen Vordenker der heute zu konstatierenden ›Mathematisierung von Wahrnehmung‹ (s. Kap. 5) zu begreifen, gründet auf der spezifischen Art, wie Leibniz in seinen Schriften Logik, Mathematik und Sprache verbindet. Im Folgenden werde ich mich auf das beschränken, was sich heute in der Mathematischen Logik gegenwärtiger neurowissenschaftlicher Forschung als methodologisches Vermächtnis wiederfinden lässt. Das wichtigste Merkmal ist sein Ansatz, Sprache so formalisieren zu wollen, dass sie künftig alles in der Welt Vorkommende beschreiben kann. Er baute sein Programm einer *Mathesis universalis* auf der Überzeugung auf, dass natürliche Zahlen das am besten geeignete Zeichensystem für die Formulierung

logischer Zusammenhänge seien, und strebte eine *characteristica universalis* oder auch *lingua characteristica* (allgemeiner Begriff und Zeichensprache) an, zu welcher Leibniz die Mathematik ausweiten wollte. Diese Formalisierung führt zu einer »umgedrehte[n] ›Korrespondenzlogik‹« (Weber 2001, 13). Nicht der menschliche Logos korrespondiert mit den Seinsstrukturen und kann sie deshalb erfassen, sondern die Natur, die mit mathematischen Regeln beschrieben werden kann, folgt den objektiven und zeitlosen Gesetzen der Logik. Die mathematischen Naturgesetze und Logik verschmelzen zu einem Ganzen, nach dessen Regeln auch das menschliche Denken aufgebaut ist, und Logik wird zum Fundament der Natur und des Seins.

Für Leibniz stand die Entwicklung einer formalen Sprache in der Tradition der Logik und des wissenschaftlichen Beweises: So strebte er eine »Algebraisierung der Logik« (Guillaume 1985, 816; Glashoff 2003, 6) an, abgeleitet von der philosophischen Begriffslogik und den Syllogismen. Leibniz hat Zeit seines Lebens an der Entwicklung einer formalen Sprache gearbeitet. Sein Unterfangen, eine universelle, formale Sprache zu entwickeln, musste sich zunächst am Gegenstand der mechanistischen Komplexitätsreduktion oder spezifischer einer Erklärung von aufeinander einwirkenden Kräften messen lassen, die Ideen oder Vorstellungen hervorbringen. Bereits als junger Mensch ersann er in seiner Abhandlung aus dem Jahr 1666, *Dissertatio de arte combinatoria*, ein Alphabet menschlichen Denkens, ein *alphabetum cogitationum humanarum*. Mithilfe eines solchen Alphabets, so Leibniz, könnten Ideen und Beziehungen bis in ihre kleinsten Bestandteile aufgeschlüsselt und nach den Regeln der Logik dargestellt werden. Alle Ideen seien wiederum aus anderen, einfachen Ideen zusammengesetzt, versinnbildlicht und dargestellt durch Zeichen und Symbole. Denken entstehe aus der logischen Kombination dieser einzelnen Ideen. Mit diesen Überlegungen nimmt Leibniz nicht nur seine eigene Monadentheorie (die Monade als kleinste Einheit des Universums) vorweg, sondern verbindet (im Sinne von to connect) Logik mit dem Nachdenken über Denkprozesse und Abläufe im Gehirn.

Ein weiterer wichtiger Aspekt der *characteristica universalis*, den Leibniz lösen wollte, lag in der Realisierung von Rechenmaschinen und der Umsetzung logischer Abläufe im Sinne mechanisch zu befolgender Regeln, mit denen sich die Wahrheit von Aussagen nachprüfen lässt: Das logische Schließen wird so auf eine Kette von einfachen Schlüssen reduziert. »In einer so formalisierten Wissenschaft und dem richtigen System logischer Regeln kann dann jede präzise formulierte wissenschaftliche Behauptung durch ›Rechnen‹ auf ihre Wahrheit hin geprüft und entschieden werden.« (Glashoff 2003, 6) Dies ver-

langt nach weiteren Formalisierungen, hierzu gehört neben der Einführung der Differenzialrechnung als Teil der Infinitesimalrechnung (die Leibniz zeitgleich mit Newton erfand und auf die in Kapitel 2 näher eingegangen wird) auch das von Leibniz beschriebene Binärsystem. Mit dem Binärsystem können alle ganzen Zahlen durch die beiden Zahlen 0 und 1 ausgedrückt werden. Das Binärsystem bildet bis heute die Kodierungsgrundlage für spätere Rechenmaschinen und Computer. Leibniz beschreibt das Binärsystem 1697 in einem Brief:

> Die 1 bezeichnet die Einheit oder das Eine, die 0 (*nullum*) bezeichnet das Nichts oder den Mangel an Existenz. Wenn nach pythagoräischer Lehre alles Zahl ist und wenn auch Aristoteles die These diskutiert, daß die Wesen der Dinge Zahlen sind, dann kann das binäre Zahlensystem, in dem alle Zahlen aus 0 und 1 aufgebaut werden, als ein Sinnbild der göttlichen Schöpfung verstanden werden: Gott oder die absolute Einheit erzeugt alles aus dem Nichts. (Zit. n. Breger 2009, 387)

Das von ihm zwar nicht erfundene, aber früh ausgearbeitete und verständlich ausgeführte auf zwei Zahlen basierende Binärsystem enthält das Nichts und Gott – die Null und die Eins. Das, was sich heute in jedem Computer wiederfinden lässt: die Ab- und Anwesenheit von Information. Leibniz ging davon aus, dass Gott alles aus dem Nichts geschaffen habe und alles, was Gott geschaffen hat, gut sei. Die von Gott geschaffene Welt begründe sich auf einer wunderbaren Ordnung und sei die Beste aller möglichen.[1]

Neben diesen großangelegten Entwürfen war sich Leibniz durchaus der Problematik seiner formalistischen Sicht bewusst. So schlug er etwa vor, seine Vorgehensweise zwar für alle Belange in der Wissenschaft anzuwenden, da Strukturen so leichter zu erkennen seien, aber keinesfalls für den Alltag oder die wissenschaftliche Beschäftigung mit Bereichen des Individuellen und der Einzelerscheinung, etwa der Geschichtswissenschaft. Gleiches gilt auch für das Gehirn und seine Gedanken, Ideen und Vorstellungen, die ebenfalls nicht mit einer universellen Sprache berechnet werden können, da sonst ihre Betrachtung nur äußerlich bliebe:

---

1 »Da es aber unter Gottes Vorstellungen eine unendliche Menge möglicher Welten gibt, und doch nur eine einzige davon zur Wirklichkeit gelangen kann, so muß es zu Gottes Wahl einen zureichenden Grund geben, der ihn zu der einen mehr als zu der andern bestimmte.« (Leibniz 1847, § 53)

> Andererseits muß man gestehen, daß die Vorstellungen, und Alles, was von ihnen abhängt, aus mechanischen Gründen, dergleichen körperliche Gestalten und Bewegungen sind, unmöglich erklärt werden können. Man stelle sich eine Maschine vor, deren Structur so eingerichtet sei, daß sie zu denken, zu fühlen und überhaupt vorzustellen vermöge und lasse sie unter Beibehaltung derselben Verhältnisse so anwachsen, daß man hinein, wie in das Gebäude einer Mühle eintreten kann. Dies vorausgesetzt, wird man bei Besichtigung des Innern nichts Anderes finden, als etliche Triebwerke, deren eins das andere bewegt, aber gar nichts, was hinreichen würde, den Grund irgend einer Vorstellung abzugeben. (Leibniz 1847, § 17)

Eine einheitliche mathematische Sprache in den physikalischen Prozessen des Gehirns finden zu wollen, wird immer wieder auch den Neurowissenschaften zum Leitspruch und Antrieb dienen, zunächst im Bereich der, der Linguistik zugerechneten, Neurowissenschaft, später in ihren konnektionistischen und kognitiven Anwendungsfeldern. Leibniz kann als Vordenker einiger Theorien gelten, die sich später in der Kybernetik und den Computational Neurosciences finden lassen. Dazu zählt insbesondere der Grundgedanke einer universellen, in mathematische Symbole eingefassten Sprache sowie deren Implementierung in Rechenmaschinen, die einfachste mathematische Berechnungen für den Menschen übernehmen können. Die leibnizschen Ideen waren konkrete Vorläufer »einer universalen Zeichensprache und deren Verwendung im Rahmen von Algorithmen [und dem] was wir heute zum engeren Bereich der künstlichen Intelligenz (KI) rechnen würden« (Glashoff 2003, 18).

Naturgesetze lassen sich durch Erfahrungen erkennen (Newton)

Der Physiker, Mathematiker, Astronom und Philosoph Isaac Newton (1643–1727) ging noch einen Schritt weiter und »lieferte eine geschlossene mathematische Theorie der Welt« (Capra 1983, 62). Ausgehend von der physikalischen Kraft der Gravitation, beschrieb Newton allgemeine Gesetze der Bewegung, denen alle Körper im Sonnensystem unterworfen seien. »Er nutzte seine neue mathematische Methode, um die exakten Bewegungsgesetze für alle Körper unter dem Einfluß der Schwerkraft zu formulieren. Die Bedeutung dieser Gesetze lag in ihrer universalen Anwendbarkeit.« (Ebd., 63) Zeitgleich mit Leibniz erfand er eine mathematische Methode, die Differentialgleichung, um die Bewegung fester Körper zu beschreiben.

Für Newton waren Zeit und Raum deterministisch bestimmt, absolut und statisch: Der Raum galt als Hülle für darin enthaltene Planeten, Körper, Masseteilchen, die, gelenkt von unabänderlichen Gesetzen der Bewegung und der Gravitation, eben jenen Raum ausfüllen. Die darin einbegriffene mathematische Zeit ist gleichförmig. Vor Newton gab es grob vereinfacht nur zwei methodische Herangehensweisen in den Naturwissenschaften: die von Bacon vertretene empirische, induktive Methode und die von Descartes begründete rationale, deduktive Methode. Newton wiederum führte eine Verbindung aus beiden Methoden ein,

> wobei er hervorhob, daß weder Experimente ohne systematische Deutung noch eine Deduktion aus allgemeinen Prinzipien ohne experimentelle Grundlage zu einer verläßlichen Theorie führen würden. In seinen systematischen Experimenten ging er über Bacon und in seiner mathematischen Analyse über Descartes hinaus; damit vereinigte Newton beide Trends und entwickelte die Methodologie, auf der seither die Naturwissenschaft beruht. (Capra 1983, 64)

Newtons ›Welt als Maschine‹-Auffassung war streng deterministisch. Das bedeutete für die philosophischen Antworten auf die Frage nach der Funktionsweise menschlichen Denkens, dass dieser Vorstellung ein außerhalb stehender Schöpfer zugrunde liegt. Ohne ihn funktioniert der empirische Materialismus Newtons nicht, denn die die Welt ordnenden Mechanismen sind ›dem Menschen nicht zugänglich‹ und wenn diese Vorstellungszusammenhänge dem Menschen nicht verfügbar sind, »muß es ein höherer Geist sein, von dem sie stammen. Das Gesamt dieser Vorstellungen heißt Natur, ihr Grund ist Gott. Er wirkt, wenn wir denken.« (Hirschberger 1980, 222)

Letztlich entstanden in diesem Gerangel, auf der einen Seite durch die massive Kritik an der philosophischen Metaphysik und auf der anderen Seite durch die Forderung, die physikalische Welt mit empirischen Methoden zu untersuchen, die modernen Disziplinen der Naturwissenschaft. Ein Blick auf die Arbeiten der Mathematikerin, Physikerin und Philosophin Émilie du Châtelet (1706–1749) und ihre Schriften über Leibniz und Newton ermöglicht es, die erkenntnistheoretischen Reibereien, die sich durch die sukzessive Annäherung empirisch geleiteter Wissenschaften an die Philosophie ergaben, nachzuvollziehen. Du Châtelet steht hier exemplarisch für die Zeit und ihre Kolleg*innen (Pierre Louis Maupertuis, Daniel Bernoulli, Leonhard Euler), die Anfang des 18. Jahrhunderts einen bedeutenden Anteil daran hatten, die Mathematisierung der Logik voranzutreiben, indem sie die dafür notwendi-

gen theoretischen Brücken schlugen und die Ansätze Descartes', Leibniz' und Newtons miteinander verbanden.

1.2 Gottesbeweis. Eine formale Universalsprache und Gott – »der unbewegte Beweger«

Die Mathematische Logik nimmt einen wichtigen Stellenwert für die Epistemologie des naturwissenschaftlichen Arguments ein. Gleichzeitig basieren ihre Grundgedanken auf Denkern, die von einer göttlichen Letztinstanz ausgehen, einem »unbewegten Beweger« (Aristoteles). Dieses göttliche, ewige (unendliche) Wesen ist in die Systematisierung von (Natur-)Wissen und in die Naturbetrachtungen eingelassen. Das bedeutete, dass die mathematischen Naturgesetze, nach denen die Welt aufgebaut ist und die es zu finden gilt, letzthin auf Gott zurückzuführen seien. Zugleich ermöglichte die Behauptung allgemeingültiger, sich mathematisch ausdrückender Naturgesetze die sukzessive Verdrängung einer Letztinstanz in den universalen Modellen über das Universum. Leibniz, Newton und Descartes konnten noch auf einen göttlichen Ursprung der Welt verweisen und damit ihre Modelle plausibilisieren. Diese Modelle beinhalten keinerlei Vorstellung von etwas Anfänglichem, von evolutionären Prozessen. In diesen Modellen wirken seit jeher und allgemein gültige Naturgesetze, initiiert von einem Gott, mit dem restlos alles erklärt werden kann.

Bei Descartes lässt sich durch Beobachtung keine wahre Erkenntnis über den Menschen erringen, nur die Sinne Gottes können die Komplexität erfassen. Descartes führte eine dualistische Weltauffassung ein, trennte hierbei auch seine Metaphysik von den Erkenntnismöglichkeiten durch Experimentalsysteme und hielt gleichzeitig an der mediävalen Verbindung von Theologie und Wissenschaft fest. Auch in Leibniz' Metaphysik ist die alles antreibende, regelnde und letztentscheidende Instanz Gott. Das Göttliche, das sich auch in der Welt der Zahlen und der formalen Sprache des Universums, das letztlich all unser Sein bestimmt, verantwortlich zeigt. Newton und mit ihm die englischen Vertreter des aufkommenden Empirismus wollten den Cartesianismus in der Philosophie überwinden und entsagten dieser göttlichen Ordnung – allerdings galten bei Newton nur die physikalischen Vorgänge nicht als göttlich, weshalb diese mit empirischen Mitteln untersucht werden sollten.

Leibniz' Gedankenwelt war zutiefst von seinem Glauben an Gott durchdrungen. In seinen Erklärungen zum Dualsystem (s.o.) und der Begründung seiner Monadenlehre zeigt sich, dass Leibniz die Existenz Gottes als selbstver-

ständlich annahm und zur Grundlage seiner Überlegungen machte. Leibniz war überzeugt, dass sich alle sinnvoll gestellten Fragen durch Rechnen lösen ließen; dies hängt auch mit seiner metaphysischen Vorstellung von Natur zusammen, deren Wirken in ihrer Gesamtheit durch Rechnen erfassbar sei – allerdings braucht es hierfür eine Letztinstanz, also ein göttliches Wesen, das zu unendlich viel komplexeren Berechnungen fähig ist als wir Menschen. Leibniz' Philosophie lag der Kerngedanke einer prästabilisierten Harmonie zugrunde, eine göttliche Verfasstheit, die keinerlei Zufälle im Universum zuließ. Als Beispiel kann hier die Zahl 7 genannt werden: So sei es nach Leibniz kein Zufall, dass diese sehr oft in der Bibel genannt wird und sie gleichzeitig die Binärstellung 111 hat, worin Leibniz einen deutlichen Bezug zur Existenz der Dreieinigkeit sah.

In seiner Monadologie entwirft Leibniz eine Theorie der Welt, deren Wesensart auf der Existenz kleinster Teilchen, eben den namensgebenden Monaden, beruht. Dreh- und Angelpunkt der Monadologie stellt die Letztinstanz eines Gottes dar, der allein dem System Antrieb und Bedeutung gibt und erklärt, warum es ›auf der Welt ist‹. Insbesondere hier zeigt sich das Dilemma, einerseits kleinste, freie Entitäten anzunehmen und andererseits diese in einem göttlichen Determinismus unterzubringen. Es wird deutlich, dass die Formalisierung und Universalisierung von Sprache nur in einem Theoriegebäude funktioniert, in dem es immer eine Letztinstanz, einen göttlichen Plan gibt, über den sich Abläufe, Prozesse, Veränderungen etc. erklären lassen. Die Monadologie argumentiert nicht evolutionär, sondern religiös, Monaden wurden ›aus dem Nichts‹ von Gott erschaffen und ihr Bewusstsein erklärt sich aus dem Vorhandensein einer höheren Instanz, die die ethisch-moralischen Bedingungen schafft (bei Leibniz ist dies die bestmögliche Welt). Das erkenntnistheoretisch höchst bedeutsame Konzept ursächlicher Zusammenhänge – Überlegungen zu Ursache und Wirkung – wird in dieser idealen, deterministischen Welt zu nur vermeintlichen Ursachen und Wirkungen. Denn wenn sich die Monaden in einem in sich geschlossenen System (geradezu im Sinne der Systemtheorie, ein Zusammenhang, der an anderer Stelle erörtert werden muss) befinden, die ohne eigenes Agens von einer Letztinstanz geformt, erschaffen und gelenkt werden, bedeutet dies für die Logik, dass Ursache und Wirkung eigentlich keine sind, sondern »die Gottheit muß ihre besonderen Gründe gehabt haben, sie an beiden Monaden gerade so eintreten zu lassen, daß wir auf die Vermuthung gelangen, die Eine sei die Ursache der Anderen« (Zimmermann über Leibniz' Monadologie 1847, 32).

1.3 Metaphysik und Materialismus: erkenntnistheoretische Aushandlungen

Die Zeit der newtonschen und generell der mechanischen Weltanschauung fand ihr Ende durch die Entdeckung der Evolution. Mit dem Gedanken einer Entstehungsgeschichte, in der die Welt und der Mensch nicht einfach da sind, wird die rein göttliche Genese eines statisch-mechanischen Universums unglaubwürdig. Dem Evolutionsgedanken – der zwar von Darwin seinerzeit aufgeschrieben und berühmt gemacht wurde, aber als Idee einigen seiner Kolleg*innen bereits präsent war – kommt ein nicht zu unterschätzender Wert für die weiteren wissenschaftlichen Überlegungen zu. Nun musste man das Universum als ein sich entwickelndes und ständig sich änderndes System beschreiben, in dem sich komplexe Strukturen aus einfacheren Formen bilden. (Capra 1983, 73) Die sukzessive Säkularisierung der Wissenschaft verabschiedete sich von der Vorstellung einer vom Schöpfer geschaffenen Natur, ersetzte diesen durch das Naturganze selbst, etwas Übersinnliches, das der empirischen Vermessung verborgen blieb, und ließ so ein »spirituelle[s] Vakuum zurück, das so charakteristisch für den Hauptstrom unserer Kultur geworden ist« (ebd., 66). Bereits in den Anfängen des empirischen Materialismus zeigt sich das Problem, dass der Empirismus die Komplexität der physischen Realität nicht einfangen kann. Denn durch die Säkularisierung fehlte eine Letztinstanz, die in den Modellen der Welt Prozesse anstößt, Sinn stiftet, wo nicht unbedingt Sinn zu erkennen ist. Das so entstandene Vakuum sollte über die Zahl, in der die ewige Ordnung – 0 ist das Nichts und 1 das göttliche Alles – noch mitschwingt, gefüllt werden.

Die entlang der Neuausrichtung wissenschaftlicher Methoden geführten Kontroversen im Europa des 17. und frühen 18. Jahrhunderts handelten wichtige Fragen erkenntnistheoretischer Möglichkeiten über Naturerkenntnis aus. Dass es hierbei zu länderspezifischen Spielarten dieser gleichsam in eine Richtung weisenden Entwicklung kam, beschreibt Heinrich Heine in seinem Werk *Zur Geschichte der Religion und der Philosophie* aus dem Jahr 1843 prägnant und leicht humoristisch. Ausgehend von der Annahme, dass Descartes die Ehre gebührt, »die Autonomie der Philosophie gestiftet zu haben« (55), schlussfolgert er weiter über das Verhältnis von Idealismus und Materialismus:

> Deutschland hat von jeher eine Abneigung gegen den Materialismus bekundet und wurde deshalb während anderthalb Jahrhunderte der eigent-

> liche Schauplatz des Idealismus. Auch die Deutschen begaben sich in die Schule des Descartes und der große Schüler desselben hieß Gottfried Wilhelm Leibniz. Wie Locke die materialistische Richtung, so verfolgte Leibniz die idealistische Richtung des Meisters. […] Ist sie gelöst worden? Nein, wahrhaftig nein! Denn diese Aufgabe ist eben nichts anders als eine Schlichtung des Kampfes zwischen Idealismus und Materialismus. (Heine 1981, 59f.)

Wo Heine einen Kampf zwischen Idealismus und Materialismus sieht, beschreiben Karl Marx und Friedrich Engels die Zeit, in der die Wissenschaften von der Theologie befreit werden mussten und sich die empirischen Naturwissenschaften herausbildeten, als »offenen Kampf gegen die Metaphysik« (1845, 2):

> Die Metaphysik war im 17. Jahrhundert (man denke an Descartes, Leibniz etc.) noch versetzt mit positivem, profanem Gehalte. Sie machte Entdeckungen in der Mathematik, Physik und andern bestimmten Wissenschaften, die ihr anzugehören schienen. Schon im Anfang des 18. Jahrhunderts war dieser Schein vernichtet. Die positiven Wissenschaften hatten sich von ihr getrennt und selbständige Kreise gezogen. Der ganze meta-physische Reichtum bestand nur noch in Gedankenwesen und himmlischen Dingen, grade als die realen Wesen und die irdischen Dinge alles Interesse in sich zu konzentrieren begannen. (Ebd., 55)

Die »Metaphysik war fad geworden« (ebd.), an ihre Stelle hatten sich andere erkenntnistheoretische Erklärungen gesetzt. Durch die theoretischen und vor allem empirischen Erneuerungen im Zusammenschluss von Mathematik und Physik, erwuchs die moderne Naturwissenschaft mit ihrer auf Daten beruhenden, induktiven Methodik, deren Verständnis von wissenschaftlicher Erkenntnis von da ab wegweisend wird.

In der induktiven Methodik spielt der mathematische Beweis, im engeren Sinn von Ableitung beziehungsweise ›logischer‹ Herleitung zu verstehen, eine zentrale Rolle. Der Beweis ist ein wesentliches Kriterium für die Objektivität der Mathematik, die richtige Beweisführung wird zum »gold standard of mathematical achievement in the West.« (Hacking 2014, 21) Ian Hacking führt weiter aus:

> Philosophically speaking, the special status of mathematics seems to derive from its peculiar epistemology, which appears to be linked to a special technique, mathematical proof. While all sciences justify their results,

> only a few sciences claim to prove their results; among those, mathematics alone uses mathematical proof, which conveys to its results the characteristic mathematical objectivity that other sciences lack. (Ebd., 59)

Der Philosoph Ludwig Wittgenstein beschreibt die Mathematik als ein »buntes Gemisch von Beweistechniken« (1989, 178, § 46) und verweist auf den epistemischen Einfluss mathematischer Herleitungen auf die im Beweis verwendeten Begriffe, da in gewisser Weise neue Begriffe und neue Kriterien für die Anwendung eines Begriffs geschaffen werden. Der Philosoph und Wissenschaftshistoriker Ian Hacking arbeitet aus einer Vielzahl von Beweistypen zwei grundlegende heraus und benennt Leibniz und Descartes als deren originäre Vertreter. Der ›cartesische‹ Beweis verlangt nach kurzen, übersichtlichen Beweisen, eine dem ›Aha-Erlebnis‹ nahekommende klare Einsicht, die durch einige wenige Argumente herbeigeführt werden kann. Damit ging für ihn auch ein klar umrissenes Konzept des Beweises einher. Leibniz hatte einen starken Wunsch nach Wahrheit und der mathematische Beweis war für ihn der Weg, um zu dieser zu gelangen, für ihn mussten mathematische Herleitungen abgeleitet und Schritt für Schritt erlangt werden: »Contingent truths have infinitely long proofs, […]. Leibniz was well aware that the mechanical checking of such a proof, in order to be sure every step is in order, is beyond the patience and perhaps the ability of human beings.« (Hacking 2014, 24) Zum Zwecke der mathematischen Beweisführung wollte Leibniz Rechenmaschinen entwickeln, die diese langwierige Aufgabe übernehmen können. Die Praxis des mathematischen Beweisens hat sich durch Leibniz und Descartes geändert. Mit dem Einsatz von Computern veränderte sie sich ein weiteres Mal. Durch die mechanisch-mathematische Verfasstheit des Beweisens mithilfe von Computern wurde Leibniz' Vision reaktiviert:

> Experimental mathematics – not just proof-checking but also mathematical exploration by computer – can be seen as a lineal descendant of Leibniz's imagination. So can the simulation of the real world by computer, an absolutely standard practice in almost all the sciences, but one with which philosophers are only beginning to come to terms. Although I assert that the branching of the ways, between cartesian and leibnizian proof, appears in the seventeenth century, it was, like so many of Leibniz's speculations, not significant until fairly recently. (Ebd., 24)

2 Formalisierung und Mathematisierung von Logik – Mathematische Logik im 19. Jahrhundert

Die philosophischen Aushandlungen und physikalischen Neuentdeckungen des 18. und 19. Jahrhunderts ebneten den Weg für die Ausdehnung naturwissenschaftlicher Erkenntnisproduktion ab dem 19. Jahrhundert, was sich in neuen Messmethoden und Apparaturen zeigt, aber auch neue Untersuchungsgegenstände und -objekte traten ins Interesse der Wissenschaft. Daraus entstand ein erkenntnistheoretischer Wettstreit, wie die Natur, die physische Realität denn nun am besten zu untersuchen und zu verstehen sei, der bis heute anhält. Auf den folgenden Seiten werden jene Diskussionen und Entwicklungen des 19. Jahrhunderts in den Blick genommen, anhand derer die Mathematisierung der Logik aufgezeigt werden kann.

Die gegenwärtige Bestimmung der Logik entstand durch die Integration der Mathematik in die Definition von Logik, im Gefolge der Arbeiten von George Boole, Ernst Schröder und Gottlob Frege im 19. und frühen 20. Jahrhundert und beruht auf Symbolen und einer formal-mathematischen Sprache. Die Grundlagen zu dieser Transformation legten die oben beschriebenen Vordenker, die davon überzeugt waren, dass sich die Natur mathematisch ausdrückt und nur durch Mathematik analysiert und interpretiert werden kann. Die boolesche Algebra ist ein weiterer Einschnitt in diesem Transformationsprozess. Die boolesche Algebra ist nach George Boole (1815–1864) benannt und geht auf dessen Logikkalkül von 1847 zurück, in dem er erstmals algebraische Methoden auf die Klassenlogik und Aussagenlogik anwandte. In seiner algebraischen Logik weist Boole auf die Analogie zwischen algebraischen Symbolen und logischen Formen in der Aussagenlogik hin und zeigt, wie die Symbole der Quantität von denen der Operation getrennt werden können. Booles symbolische Methode des logischen Schließens ermöglicht es, aus willkürlichen Sätzen mit einer beliebigen Anzahl von Begriffen Schlussfolgerungen zu ziehen, die logisch in den Prämissen enthalten sind.

2.1 Kalküle – Suche nach einer formalen Sprache

Ein Kalkül hat im deutschsprachigen Raum mehrere Bedeutungen, etwa eine Berechnung anstellen, berechnend sein, einer Absicht oder einer Strategie folgen. Eben diese Mehrdeutigkeit des Wortes Kalkül soll in der Mathematik durch die Übersetzung in eine formale Sprache verhindert werden: Ein formales System basiert auf der Absicht, klare Aussagen zu treffen und die Aus-

sagenlogik zu schematisieren. In der Mathematik beschreiben Kalküle formale Systeme von Regeln, die, richtig angewendet, zu korrekten Ergebnissen führen und mit denen sich aus gegebenen Aussagen oder grundlegenden Axiomen weitere Aussagen ableiten lassen.

Der Mathematiker George Boole wendete das Kalkül auf die Logik selbst an und nahm eine formalistische Definition der Aussagenlogik vor. Die Aussagenlogik befasst sich mit Aussagesätzen, in der jede Aussage zunächst daraufhin geprüft wird, aus welchen einfacheren Aussagen sie zusammengesetzt ist. Sie definiert die Beziehungen zwischen Aussagesätzen mithilfe der Negation, Disjunktion, Konjunktion und Implikation. Die klassische Aussagenlogik definiert sich über semantische Bedingungen: Jede Aussage hat genau einen von zwei Wahrheitswerten, die meist als *wahr* und *falsch* bezeichnet werden. Der Wahrheitswert einer zusammengesetzten Aussage ist eindeutig bestimmt durch die Wahrheitswerte ihrer Teilaussagen und die Art, wie diese zusammengesetzt sind. Als Algebra wird das Rechnen mit Unbekannten in Gleichungen bezeichnet. In der Mathematik ist eine boolesche Algebra (oder ein boolescher Verband) eine spezielle algebraische Struktur, die die Eigenschaften der logischen Operatoren UND, ODER, NICHT sowie die Eigenschaften der mengentheoretischen Verknüpfungen Durchschnitt, Vereinigung, Komplement verallgemeinert. Gleichwertig zur booleschen Algebra sind Boolesche Ringe, die von UND und ENTWEDER-ODER oder exklusiv-ODER beziehungsweise Durchschnitt und symmetrischer Differenz ausgehen.

Booles Algebra gründet sich darauf, dass er die Theorie der Logik mit dem Aufbau von Sprache gleichsetzt. Sprache beruht für ihn auf Symbolen, ebenso wie mentale Prozesse, die über die logischen Kombinationsmöglichkeiten der repräsentierten Symbole entscheiden. Hieraus bezieht er die Überzeugung, dass Analogien bestehen zwischen den Symbolen und Operationen der Algebra und der Logik mentaler Prozesse:

> The theory of logic is thus intimately connected with that of language. A successful attempt to express logical propositions by symbols, the laws of whose combinations should be founded upon the laws of the mental processes which they represent, would, so far, be a step toward a philosophical language. […] Assuming the notion of a class, we are able, from any conceivable collection of objects, to separate by a mental act, those which belong to the given class and to contemplate them apart from the rest. Such, or a similar act of election, we may conceive to be repeated. (Boole 1847, 5)

Boole erkennt die Anwendbarkeit logischer Gesetze auf die bisher auf Syllogismen basierende Aussagenlogik: Jeder wahren Aussage und Aussagenverknüpfung kann der Wert 1 zugeordnet werden, jeder falschen der Wert 0. Zusammengesetzte Aussagen lassen sich als zweiwertige Wahrheitsfunktionen beschreiben: »In virtue of the principle, that a proposition is either true or false, every elective symbol employed in the expression of the hypotheticals admits only of the values 0 and 1, which are the only quantitative forms of an elective symbol.« (Ebd., 82) Die boolesche Algebra ist wegweisend für die Mathematische Logik, die ab Mitte des 19. Jahrhunderts in der europäisch-westlichen Wissenschaftslandschaft sehr schnell vermehrt zur Anwendung gelangt. Booles Algebra gilt heute als Vorreiter der modernen Informationstechnologie, die, ausgehend von binären Zahlen und Booles logischen Elementen, etwa bei Telefonvermittlungen und elektronischen Computern Anwendung fand. Ein bekanntes Beispiel sind die in Suchfunktionen zum Einsatz kommenden booleschen Operatoren AND, OR und NOT, mit denen Suchbegriffe logisch verknüpft werden können. Und auch das Rechnen mit Wahrscheinlichkeiten wirkt in Booles Vorstellung einer Algebraisierung der Logik bereits hinein: »It is in fact possible, setting out from the theory of Probabilities (which is purely quantitative), to arrive at a system of methods and processes for the treatment of hypotheticals exactly similar to those which have been given.« (Ebd.) Boole versuchte sich an einer allgemeinen Methode der Wahrscheinlichkeitsrechnung, die es ermöglichen würde, aus den gegebenen Wahrscheinlichkeiten eines beliebigen Systems von Ereignissen die Folgewahrscheinlichkeit eines jeden anderen Ereignisses zu bestimmen.

Boole legte mit der Einführung symbolischer Logikkalküle den Grundstein für die Lösung der Probleme, vor die David Hilbert Ende des 19. Jahrhunderts die Logik in der Mathematik stellen sollte. Denn auf die auf mathematische Füße gestellte Entscheidbarkeit in der klassischen Logik folgt die Frage nach ihrer Vollständigkeit und ihrer Widerspruchsfreiheit. Booles Algebraisierung der Logik basiert auf der Implementierung einer Zeichenebene und den Gesetzen, wie diese kombiniert werden können; über diese Logikkalküle kommt die symbolische Logik in die moderne Mathematik und reduziert hierdurch logisches Denken auf einen reinen Rechenvorgang. Seine Frau Mary Boole, selbst Mathematikerin, wies nach dem frühen Tod Booles darauf

hin, dass die boolesche Algebra auf den Prämissen einer indischen Logik beruhe, ein Hinweis der von neueren Untersuchungen unterstützt wird.[2]

Im Anschluss an die booleschen Logikkalküle treibt Ende des 19. Jahrhunderts der Mathematiker Ernst Schröder (1841–1902) die Idee Leibniz' einer universalen und absoluten Algebra voran, indem er durch die Reform und Weiterentwicklung der mathematischen, hier algebraischen, Logik Booles die Logik als eigene Disziplin etabliert. Zunächst definiert Schröder die Mathematik nicht mehr länger als Lehre der Maßeinheiten, sondern als ›Lehre von den Zahlen‹ und weicht damit von der traditionellen Auffassung der Mathematik als Größenlehre ab. Er führt den Zahlbegriff ein, lässt ihn aber weitgehend offen, weil »dieser selbst eine fortschreitende und noch nicht abgeschlossene Erweiterung oder Entwicklung erfährt« (1873, 2, zit. n. Peckhaus 1994, 360). Was genau Zahlen selbst beinhalten, lässt Schröder größtenteils offen, »[d]ie Zahl sei jedenfalls ein willkürlich von uns geschaffenes Zeichen zur Erreichung unterschiedlichster, nur schwer unter einen gemeinsamen Gesichtspunkt zu bringender Zwecke« (ebd., 361), wie es der Wissenschaftshistoriker Volker Peckhaus formuliert. Und er fährt fort: »Später wird Richard Dedekind die Formel prägen: ›Die Zahlen sind freie Schöpfungen des menschlichen Geistes, sie dienen als Mittel, um die Verschiedenheit der Dinge leichter und schärfer aufzufassen‹ (Vorwort zu Dedekind 1888, zit. nach der 10. Aufl., III).« (Ebd.)

---

2 So arbeitet etwa Subhash Kak in seinem Text *George Boole's Laws of Thought and Indian logic* die Einflüsse der Navya Nyāya (*Indische Theorie der Logik*) in Booles Arbeit heraus. In der Navya Nyāya wird davon ausgegangen, dass Wissen durch drei Charakteristika und ihre wechselseitigen Beziehungen beschrieben wird: »›Qualifizierer‹ (prakāra); […] das, was qualifiziert werden muss (viśesya), und ›Verwandtschaft‹ (samsarga).« (Kak 2018, 2573) Kak zufolge ist es die Theorie der indischen Logik – Navya Nyāya –, die Boole zu seinen Annahmen der mathematischen Analyse anhand von Symbolen brachte und dazu, mit 0 beziehungsweise mit der Negation zu rechnen. Auf diese Weise konnte eine dreiwertige Wahrheitstabelle erstellt werden, in der P, N und U für »positiv«, »negativ« und »nicht negierbar« standen. Auch Boole, so Kak, ging es nicht nur um die Übersetzbarkeit in eine formale Sprache, sondern vielmehr auch um eine Erkenntnistheorie, wie sie ebenfalls in der Tradition der indischen Logik zu finden ist, nämlich die Gesetze des Denkens nicht durch Endlichkeit zu beschränken. Aufgrund seiner Annahme, physikalische Zustände in adäquate Symbole und Kategorien übertragen zu können, formalisierte er die klassische Logik und Aussagenlogik neu und entwickelte ein Entscheidungsverfahren für unzusammenhängende Kalküle. Dabei ging es Boole weniger um die verwendeten Symbole als viel mehr um die Gesetze, mit denen ihre Kombination beschrieben werden kann (vgl. Boole 1847, 3)

Die Ambivalenz zwischen dem Wunsch, Begrifflichkeiten in statische Zahlen und logische Abläufe zu übersetzen, und dem Offenlassen dessen, was mit Zahlen überhaupt beschrieben werden kann, fällt auch Edmund Husserl auf, der sich an einer philosophischen Antwort auf die Errungenschaften, die Mathematik und Logik betreffen, versucht:

> Seit Anfang dieses Jahrhunderts ist die Zahl solcher mathematisch-logischen Arbeiten ins Unabsehbare gewachsen. Die eine verspricht uns ein vollkommen consequentes System der Mathematik; die andere eine Klarstellung des Verhältnisses der allgemeinen Arithmetik zur Geometrie; [...] wieder andere und deren Zahl ist Legion – behandeln die Axiome der Geometrie, insbesondere Euclides XI. Axiom, versuchen es zu beweisen oder vorgebliche Beweise zu widerlegen, oder endlich durch fictive Constructionen von Geometrien ohne dieses Axiom, dessen Entbehrlichkeit und bloss inductive Gewissheit, gegenüber den Behauptungen seiner a priori'schen Notwendigkeit darzuthun. (Husserl 1887, 3f.)

Einerseits beschreibt Husserl die langjährigen Entwicklungen einer mathematischen Analyse, die »nicht etwa ausschließlich von Seiten der Mathematiker, sondern viel mehr noch von Seiten der Metaphysiker und Logiker« (ebd.) initiiert wurden, andererseits nimmt Husserl eine Kontextualisierung der mathematischen Sprache, vor allem aber der Mathematischen Logik in philosophische Begriffe vor. Welche epistemologische Bedeutung hat das Formalisieren durch Zahlen? Was wird in einer Zahl, durch eine Zahl zusammengefasst? »›[D]ie Zahl‹«, gibt Husserl – Hobbes zitierend – an, »›ist 1 und 1, oder 1, 1 und 1, u.s.w.; was dasselbe ist[,] als sagten wir: die Zahl ist Einheiten‹« (1874, 11). Eine ähnliche Definition der ganzen Zahl als Vielheit von Einheiten findet sich auch bei Leibniz, sodass Husserl resümiert: »Die gewöhnlichste Bestimmung lautet: Die Zahl ist eine Vielheit von Einheiten. Statt ›Vielheit‹ sagt man auch Mehrheit, Inbegriff, Aggregat, Sammlung, Menge etc.; lauter Ausdrücke, die gleichbedeutend oder sehr nahe verwandt sind, obschon nicht ohne merkliche Nüancen.« (Ebd., 12)

Für Husserl steht die Frage nach den Ursprüngen der Begriffe im Raum und er will eben diese Nuancen, die den Begriffen unterliegen, kritisch betrachten. Zusammenfassend lässt sich mit Husserl sagen, dass die Mathematik mit dem Finden und Definieren einheitlicher Bezeichnungen und einer formalen Sprache, hierbei ist konkret die Definition der Zahl gemeint, nach einem Jahrhundert des Tarierens und Ausprobierens insbesondere auf einem Gebiet Erfolge feiern konnte: dem der angewandten Logik. Husserl

bietet mit seiner Analyse *Über den Begriff der Zahl* (1887) und in seinen *Logischen Untersuchungen* (1900/01) eine kritische Perspektive auf die Mathematik und ihre Versprechen wie auch ihre Grenzen hinsichtlich der Ausgestaltung einer modernen Logik. Damit wendet sich Husserl hauptsächlich gegen den im 19. Jahrhundert weit verbreiteten Psychologismus. Ihn sah er als Produkt des Empirismus, eine Methode, die zu sehr vom Subjekt und seinen psychischen Prozessen ausgehe und in den logischen Gesetzen nur Tatsachengesetze, Denkgewohnheiten und denkökonomische Praktiken gesehen habe und die daher zum Relativismus, Nominalismus und Fiktionalismus geführt habe.[3]

Ein weiterer leidenschaftlicher Kritiker des Psychologismus war Gottlieb Frege, der sich, wie Husserl, gegen eine Auffassung logischer Gesetze als ›Gesetze des Denkens‹ stellte:

> [D]as Wort »Denkgesetz« verleitet zu der Meinung, diese Gesetze regierten in derselben Weise das Denken, wie die Naturgesetze die Vorgänge in der Aussenwelt. Dann können sie nichts anderes als psychologische Gesetze sein; denn das Denken ist ein seelischer Vorgang. Und wenn die Logik mit diesen psychologischen Gesetzen zu thun hätte, so wäre sie ein Theil der Psychologie. (1893, XV)

2.2 Die axiomatische Revolution und mathematischer Formalismus

Die hier beschriebenen Entwicklungen in der Mathematik und der Physik und der sich hieraus entwickelnde Empirismus im 18. und 19. Jahrhundert stellten die Logik auf eine harte Probe. Im 19. Jahrhundert wurde sie immer weiter formalisiert und konnte sich letztlich als eigene Disziplin etablieren. Die mathematische Axiomatik, seit Aristoteles eng mit den Grundlagensätzen der Logik, aussagenlogischen Grundsätzen, verknüpft, bleibt davon nicht unberührt. Die axiomatische Revolution im 19. Jahrhundert wird durch die Auseinandersetzung rund um die Axiomatik der euklidischen Geometrie und die

---

3 Die Nennung Husserls an dieser Stelle folgt dem Versuch, die Ideengeschichte der Mathematischen Logik in ihrer ganzen Breite darzustellen. Die Geschichte der Logik ist eng mit den Facetten der jeweiligen Erkenntnistheorie verknüpft, das zeigen auch die Arbeiten des Philosophen Husserl. Im Anschluss an seine Kritik am Psychologismus entwickelte Husserl die Phänomenologie. Sein Wunsch war es, weniger vom Subjekt und seinen psychischen Prozessen auszugehen und mehr auf den Wesenssinn der Objekte und deren sachlichen Gehalt zu schauen.

Frage nach der Formalisierung von Raum ausgelöst. Der Mathematiker Bernhard Riemann (1826–1866), der die nach ihm benannte riemannsche Geometrie begründete, berechnete den Raum erstmals nicht allein mittels zusammengesetzter Flächen, sondern bezog in seine Gleichung auch gekrümmte, mannigfaltige Räume ein. Bei Riemann sind die gekrümmten Räume noch in die Axiomatik der euklidischen Geometrie eingepasst, aber die jahrtausendalte euklidische Geometrie musste alsbald erweitert und an die wachsenden mathematisch-physikalischen Ansprüche angepasst werden. Einige Jahre später verwendete Albert Einstein die riemannsche Geometrie für seine Relativitätstheorie, in der er Gravitation als geometrische Eigenschaft definiert, als gekrümmte vierdimensionale (heißt nicht euklidische) Raumzeit.

Die große axiomatische Grundlagenkrise rund um die Jahrhundertwende wurde von Gottlob Freges *Begriffsschrift. Eine der Arithmetischen nachgebildete Formelsprache des reinen Denkens* aus dem Jahr 1879 initiiert. Dabei ging es generell um eine neue Axiomatik, zum einen, um die Einhegung nicht euklidischer Geometrien zu gewährleisten, und zum anderen, um die Grundgesetze der Arithmetik, also das Rechnen mit Zahlen, anders zu formalisieren. Anders formal in dem Sinne, dass für Frege der grundlegende Unterschied zwischen seiner Herangehensweise und Booles Logik darin besteht, dass Erstere von den Begriffen ausgeht und nicht, wie bei Boole, von den Urteilen und deren Inhalten. Erneut ging es darum, eine komplexe, aber formal angelegte Sprache zu finden, um weitere theoretische Überlegungen einer deduktiven Logik in dieser Sprache auszudrücken. Um eine neue ›Sprache‹ zu finden, stellte Frege nichts weniger als die mathematischen Axiome zur Disposition, also die Grundsätze, auf die sich jedes mathematische System gründet und die als unumstößlich gelten. Auch für seine Überlegungen spielt die euklidische Geometrie eine wichtige Rolle. Die hierin beschriebenen Axiome und Postulate können als die Uraxiome der Mathematik betrachtet werden. Ihren Stellenwert nehmen Euklids geometrische Axiome nicht nur deswegen ein, weil sie die ersten uns heute bekannten überlieferten Axiome sind. Auch die Art und Weise, wie sie aufgestellt wurden, war lange Zeit einzigartig und aufgrund dessen Ausgangspunkt in den von Frege eingeforderten Diskussionen über die Erweiterung und Neuausrichtung mathematischer Axiome. Da sich die Mathematik seit Euklid stark verändert, vor allem aber in viele verschiedene Bereiche ausdifferenziert hatte, gibt es heute nicht mehr nur ein mathematisches System – die Geometrie mit ihren Axiomen –, sondern verschiedene Systeme (wie die Geometrie, Arithmetik, Algebra etc.) mit unterschiedlichen formalen Grundlagen, die auf jeweils eigenen Axiomen basie-

ren. Das heißt, eine einheitliche Axiomatik für alle Belange der Mathematik ist schwer zu behaupten. Sätze, die in dem einen Mathematiksystem richtig erscheinen, werden in einem anderen System falsifiziert. Ihre Ausgestaltung, also die Frage, wie Axiome beschaffen sein müssen, ob wirklich alle von ihnen noch gebraucht würden und wie aussagekräftig sie sich bezüglich eines Wahrheitsgehaltes bedingen, das alles stand bis in die 30er-Jahre des 20. Jahrhunderts zur Debatte.

Ausgehend von der Aussagenlogik, entwickelte Frege die Prädikatenlogik. »Wie diese (Aussagenlogik) auf der Analyse der sprachlichen Funktion der aussagenlogischen Operatoren wie ›nicht‹, ›und‹, ›oder‹ usf. aufbaut, so gründet sich ihre Erweiterung (Prädikatenlogik) auf die Theorie der sogenannten prädikatenlogischen Operatoren ›alle‹ und ›einige‹.« (Kutschera 1967, 111) Mit der Prädikatenlogik schwenkte Frege von der bisher in der Aussagenlogik betrachteten Satzstruktur, die sich mit den Prämissen und Konklusionen eines Satzes beschäftigte, hin zu der Betrachtung ihrer Subjekt-Prädikat-Satzstruktur. Diese untersucht unteilbare Aussagen auf ihre innere Struktur. »Ein zentrales Konzept der Prädikatenlogik ist das Prädikat. Ein Prädikat ist eine Folge von Wörtern mit Leerstellen, die zu einer wahren oder falschen Aussage wird, wenn in jede Leerstelle ein Eigenname eingesetzt wird. Zum Beispiel ist die Wortfolge »… ist ein Mensch«, ein Prädikat, weil durch Einsetzen eines Eigennamens – etwa ›Sokrates‹ – ein Aussagesatz, im Beispiel ›Sokrates ist ein Mensch‹, entsteht.« (Ebd.).

Frege nahm mit seiner Auslegung einer formalen Logik eine Erweiterung der deduktiven Methode vor. Ein Schüler von ihm, der Philosoph Rudolf Carnap, erweiterte wiederum Freges Logik mit einer Einführung in die *Induktive Logik und die Wahrscheinlichkeit (1959)* um die Logik der Wahrscheinlichkeit. Frege wollte die Arithmetik auf ein mengentheoretisches Axiomensystem aufbauen und darin alle mathematischen Begriffe auf logische zurückführen. An diesem Versuch aber scheiterte er, schon die ersten in der *Begriffsschrift* aufgestellten Axiome waren inkonsistent. Daraus entwickelte sich dann der Grundlagenstreit, der sich hauptsächlich um die Frage drehte, wie viel Formalismus und Logik die Mathematik braucht, um noch als Mathematik zu gelten. Somit ging es um Vagheit, Konsistenz beziehungsweise Inkonsistenz, den Anspruch einer universellen Formalisierung und der Vollständigkeit beziehungsweise der Unvollständigkeit (zu Gödel s. Kap. 2) und damit um die philosophische und erkenntnistheoretische Ausprägung der Mathematik. In diesem Streit bildeten sich drei Hauptströmungen heraus: der Logizismus, der Formalismus und der Intuitionismus.

Der Logizismus, maßgeblich von Schröder und Frege vertreten, geht davon aus, dass sich die Mathematik allein auf die Logik zurückführen lässt. Der Formalismus besagt, dass die Mathematik von der Form her aufzufassen sei. Das heißt, die Wahrhaftigkeit einer mathematischen Folgerung entspringe ihrer Form nach der Vollständigkeit und Widerspruchsfreiheit ihres Axiomensystems. Der Intuitionismus wird mit einer »philosophischen Grundhaltung gegenüber der Mathematik insgesamt, die Beschränkung der Logik, ein veränderter Aufbau mathematischer Theorien und die Anwendung der intuitionistischen formalen Logik« (Tapp 2006, 118) charakterisiert. Wichtige Vertreter aus der Mathematik sind Poincaré, Weyl und Heyting, aber auch der Physiker Albert Einstein kann hierzu gezählt werden, wenn er schreibt:

> [D]ie allgemeinsten Gesetze, auf welche das Gedankengebäude der theoretischen Physik gegründet ist, erheben den Anspruch, für jegliches Naturgeschehen gültig zu sein. Aus ihnen sollte sich auf dem Wege reiner gedanklicher Deduktion die Abbildung, d.h. die Theorie eines jeden Naturprozesses einschließlich der Lebensvorgänge finden lassen, wenn jener Prozeß der Deduktion nicht weit über die Leistungsfähigkeit menschlichen Denkens hinausginge. […] Zu diesen elementaren Gesetzen führt kein logischer Weg, sondern nur die auf Einfühlung in die Erfahrung sich stützende Intuition. […] Mit Staunen sieht er das scheinbare Chaos in eine sublime Ordnung gefügt, die nicht auf das Walten des eigenen Geistes, sondern auf die Beschaffenheit der Erfahrungswelt zurückzuführen ist […]. (Einstein 1918, 30f., zit. n. Greif 2014, 27)

Die Auseinandersetzung zwischen diesen drei Strömungen war es, die eine weitere mathematische Revolution möglich machte. Am Ende des Grundlagenstreits konnte sich die Mathematik durch ihre Befreiung von einer allzu dogmatischen Axiomatik zur modernen Mathematik entwickeln. Der Formalismus konnte den Ausgang dieser Auseinandersetzung maßgeblich durch seinen bekanntesten Vertreter, den Mathematiker David Hilbert, für sich nutzen. Durch die Entdeckung des Gödel'schen Unvollständigkeitssatzes in den 1930er-Jahren bekam der Intuitionismus neuen Aufschwung, konnte sich aber nicht gegen den Formalismus durchsetzen.

Das 19. Jahrhundert brachte die Logistik, die Logik als eigene Disziplin hervor. Diese führt die klassische (aristotelische) Logik fort in dem Sinne, Formalismen für Begriffsverbindungen aufzustellen. Aristoteles' Ausgangspunkt ist die Parallele, »daß menschliches Denken und Reden nicht je eigene Wege geht, sondern sich an bestimmte allgemeine Formen und Formeln

hält« (Hirschberger 1980, 653). Das Verbindende zwischen Denken und Reden ist die Sprache, die durch die Aussagenlogik und die Wahrheitswerte von wahr oder falsch formalisiert werden. Die Geburt der modernen Logik erfolgt durch die sukzessive Übersetzung des gesprochenen Wortes in eine symbolische Sprache.

> Während bei Leibniz die Characteristica universalis noch eine Beziehung zu den Wesenheiten einschloß, hat die moderne Logik sich zu einer reinen Kombinationstechnik entwickelt, wo das Ist nicht mehr auf das Sein verweist, sondern nur noch die rein innerlogische, syntaktische Funktion ausspricht wie etwa das Ist in einer algebraischen Gleichung oder in einer Aussage über die Züge in einem Schachspiel. (Ebd.)

Es war auch das Jahrhundert, in dem sich die Philosophie und die Wissenschaft von den christlich geprägten Einschränkungen des Mittelalters und der Orientierung an einer alles erklärenden Letztinstanz und dem Gottesbeweis emanzipierte. Zudem wurden in diesem Jahrhundert neue Methoden entwickelt, die zu Methodenstreits und zu der Frage, welche Möglichkeiten der (Natur-)Erkenntnis überhaupt möglich sind.

Die Mathematische Logik zu Beginn des 20. Jahrhunderts fußt auf dem Gedanken, dass die Regeln der Algebra und der Arithmetik allem anderen vorausgehen und damit auch die Beschaffenheit von Logik bestimmen. Die mathematische Sprache, die diese Regeln ausdrücken soll, rekurriert auf Symbole und deren Beziehungen zueinander. Durch die Aufwertung der Mathematischen Logik als nicht nur das universale Prinzip in der Natur, sondern auch das grundlegende Prinzip, das den menschlichen Denkprozessen im Gehirn entspricht, wird eine weitere Analogie salonfähig gemacht: Die Abläufe im Gehirn werden sukzessive der Mathematischen Logik unterworfen.

3 Vom Wahren und Wahrscheinlichen – Sozialstatistik

Das 17. und 18. Jahrhundert verabschiedeten sich sukzessive von den Prämissen einer philosophischen Logik. Eine Neuausrichtung dessen, was unter Logik verstanden wird, wurde im Bereich der Mathematischen Logik vor allem von George Boole, Gottlob Frege und Ernst Schröder im 19. und frühen 20. Jahrhundert vorangetrieben. Die oben beschriebene Weiterentwicklung wissenschaftlicher Methoden und erkenntnistheoretischer Ansätze führt im 19. Jahrhundert zu einem neuen Blick auf den Menschen, der zum Subjekt

und zugleich Objekt wissenschaftlicher Erkenntnis wird: Alles und alle Dinge werden nun in Bezug auf ihn betrachtet. Jede empirische Erkenntnis, die den Menschen betrifft, wird zu einem möglichen philosophischen Feld, in dem sich die Grundlagen und Grenzen der menschlichen Erkenntnis offenbaren. Der Blick auf die Bedingungen der Erkenntnis verändert sich. Dies gilt auch für die Mathematik, die Zahlen und Mathematischen Logiken.

Nach wie vor galt das Finden einer adäquaten formalen, universalen Sprache, ganz im Sinne Leibniz', als oberstes Gebot der Mathematiker*innenriege des 19. Jahrhunderts. Ein wichtiger Vertreter war Henri Poincaré (1854–1912), der sich wie andere seiner Zeit in der Zwickmühle einer sich immer erfolgreicher in Messmethoden auszeichnenden Physik und eines empirischen Materialismus einerseits und der Suche nach einer allgemeingültigen, abstrakten und symbolischen Sprache andererseits befand:

Alle Gesetze sind aus der Erfahrung gezogen; um sie aber auszudrücken, brauchen wir eine besondere Sprache; unsere gewöhnliche ist zu arm, sie ist auch zu unbestimmt, um so zarte, genaue und inhaltsreiche Beziehungen auszudrücken. Dies ist also ein erster Grund, weshalb der Physiker die Mathematik nicht entbehren kann: sie schafft ihm die einzige Sprache, die er sprechen kann. Und eine zweckmäßig gebildete Sprache ist nichts Gleichgültiges (Poincaré 1906, 69).

Eine zufriedenstellende im Sinne von ›funktionierender‹ Übersetzung fand erst im 20. Jahrhundert statt, ausgehend von den erkenntnistheoretischen Überlegungen der Mathematiker*innen, Physiker*innen, Physiolog*innen und Philosoph*innen des 19. Jahrhunderts. Dies sei den nun folgenden Abhandlungen über die Implementierung von Statistik und damit den Regierungs- und Verwaltungsweisen eines Staates im Allgemeinen und der Sozialstatistik in der Medizin als biopolitische Regierungsweise menschlicher Körper im Besonderen vorangestellt.

Im 19. Jahrhundert finden vermessende Methoden und statistische Verfahren zusammen und werden am menschlichen Körper exerziert. Ebenfalls auf Leibniz geht der Begriff der Kombinatorik zurück, die sich, im Anschluss an die ersten Überlegungen Blaise Pascals zu den Gewinnchancen beim Glücksspiel, mit den Kombinationsmöglichkeiten und Variationen abzählbarer Variablen beschäftigt. In seiner Abhandlung *Dissertatio de arte combinatoria* aus dem Jahr 1666 stellt er mathematisch zu dem Zeitpunkt noch wenig fundierte Kombinationsweisen, zum Beispiel von Permutationen, also dem regelgeleiteten Anordnen von Objekten in einer bestimmten Reihenfolge, vor.

3.1 Erbsenzählen für Fortgeschrittene – Einführung in die Sozialstatistik von Adolphe Quételet

Die Statistik bietet die elementaren Bedingungen, um das newtonsche Prinzip der Mechanik auch auf die menschliche Natur und die menschliche Gesellschaft anzuwenden, woraus die Sozialphysik entsteht. Statistik beschreibt die Lehre der Methoden und Analyseinstrumentarien zum Umgang mit quantitativen Informationen beziehungsweise Daten und gibt Methoden an die Hand, größere Datenmengen auszuwerten, um daraus Handlungsanweisungen für die Zukunft zu ziehen. Vor dem 18. Jahrhundert beschränkte sich die ›amtliche Statistik‹ (Henze 2008) zunächst auf Fragen des Regierens: Volkszählungen; Bevölkerungszahlen; Berechnungen, wie viele Soldaten im Kriegsfall eingezogen werden können; die Steuersumme, die das nächste Quartal in die Kassen spült; Abwägungen, wie viel Getreide produziert beziehungsweise eingeführt werden muss, um ausreichend Nahrung zur Verfügung zu haben; Todeszahlen, die notiert wurden, um sie über einen längeren Zeitraum zu beobachten. Statistik stellt also die Grundlage des Regierens und Verwaltens von Bevölkerungsgruppen, Einheiten wie dem Militär und Gesellschaften dar. Erst im 18. Jahrhundert definiert der Jurist und Historiker Gottfried Achenwall (1719–1772) das Wort Statistik »im Sinne von Staatskunde (ital. statista=Staatsmann)« (zit. n. Henze 2008, 22).

Statistik und Sozialstatistik – Verknüpfung von Durchschnitt und Wahrscheinlichkeit

Im England entstand Mitte des 17. Jahrhunderts die politische Arithmetik, die im Anschluss an biometrische Vermessungen des Menschen und bevölkerungsstatistische Erhebungen zu einer eigenen wissenschaftlichen Bewegung heranwuchs. Begründet wurde die politische Arithmetik durch den Mediziner und Anatom William Petty (1623–1687). In seiner *Kritik der politischen Ökonomie* (1859) rechnet Karl Marx mit Pettys politischer Arithmetik ab, dessen statistische und demografische Methoden für Marx die Anfänge der politischen Ökonomie, als Form des Regierens, darstellen. Aber die symbolische Dimension der hierarchisierenden Bio- und Soziometrie hatte in die Wissenschaft Einzug erhalten und die »quantitative Rangbildung« (Mau 2017, 15) konnte als Erkenntnisgrundlage fundiert werden. Durch die wissenschaftliche Etablierung dieser statistischen induzierten »quantitativen Rangbildung« findet gleichzeitig eine »Naturalisierung sozialer Ungleichheit« (ebd.) statt.

An Newtons Theorie und Pettys Vorstoß einer politischen Arithmetik anknüpfend, entwirft Adolphe Quételet (1796–1874) seine Sozialphysik, die sich mit dem Zusammenhang von Durchschnitt und dem wahrscheinlichen Auftreten eines bestimmten Merkmals beschäftigt. Quételet untersucht hierfür zunächst den Brustumfang schottischer Soldaten, um darüber den soldatischen Durchschnittsmann zu ermitteln. Die Ergebnisse der Brustumfangsmessungen bringt er in ein mathematisches Muster, die er als gaußsche Normalverteilung wiedererkennt. Quételet befindet, dass, »[w]enn es darum geht, Aussagen prozessierbar zu machen«, kein Medium besser geeignet zu sein scheine »als die Zahl, die sich in formalen Verfahren darstellen lässt und jene technische Universalität bereitstellt« (zit. n. Döring 2011, 111). Quételet, eigentlich Astronom und somit an Himmelskörpern und den statistischen Berechnungen ihrer Laufbahnen interessiert, konkretisiert die Statistik für die Bereiche des menschlichen Körpers, indem er die Wahrscheinlichkeitsrechnung mit der Normalverteilung verbindet. Für ihn steht fest, dass es mathematische Regelmäßigkeiten in der Natur des Menschen gibt, und um diese näher zu erforschen und die statistische Durchschlagskraft der Vorhersagbarkeit von Wahrscheinlichkeiten zu nutzen, wie sie bereits bei der Berechnung himmlischer Körper förderlich waren, schlägt er vor, auch in den Politik- und Geisteswissenschaften die Methode anzuwenden, die auf Beobachtung und Berechnung basiert. In diesem Sinne überträgt Quételet den Anspruch der mathematischen und statistischen Berechnungen aus dem Bereich der Naturwissenschaften in jene der sozialen Phänomene.

In seiner *Sozialen Physik oder Abhandlungen über die Entwicklung der Fähigkeiten des Menschen* (1921 [1835]) erhebt Quételet den Durchschnitt zur Norm, indem er versucht, einen durchschnittlichen Menschen zu ermitteln, um daraus vorhersagbare Wahrscheinlichkeiten bestimmter Verhaltensweisen und Lebenserwartungen zu generieren.

> Seine quantifizierenden Untersuchungen erfassen nicht nur Ereignisse wie Geburt, Tod, Taufe, sondern auch Fruchtbarkeit, Körpergröße und -gewicht, Wachstum, literarisches Talent, Mut und Verbrechen. Dabei kommt seine Theorie der Mittelwerte zur Anwendung, die dem Verfahren der Physik entlehnt ist, beispielsweise die Temperaturen verschiedener Länder zu bestimmen und zu vergleichen, indem man auf den berechneten Wert der mittleren Temperatur zurückgreift. Die einzelnen Schwankungen außer Acht lassend, geht es ihm darum, ebenso jene Zahlen ›auszumitteln‹, die die verschiedenen Individuen eines Volkes repräsentieren. (Döring 2011, 217)

Aus dem gemittelten Menschentypen will Quételet eine prototypische Norm entwickeln:

> Vor allem müssen wir vom einzelnen Menschen abstrahiren wir dürfen ihn nur als Bruchteil der ganzen Gattung betrachten. Indem wir ihn seiner Individualität entkleiden, beseitigen wir Alles, was zufällig ist; und die individuellen Besonderheiten, die wenig oder gar keinen Einfluss auf die Masse haben, verschwinden von selbst und lassen uns zu allgemeinen Ergebnissen gelangen. (Quételet 1838, 3)

Die Gesellschaftstheorie Quételets ruft die Vorstellung einer neuen sozialen Ordnung ins Leben, die um den (Durchschnitts-)Menschen kreist. Ausgehend von dem Blick eines Astronomen, wird der Mensch innerhalb einer physikalischen Ordnung der Schwerkraft als Gravitationszentrum der Gesellschaft positioniert. Die zufälligen, unvorhersehbaren Aspekte individueller Verhaltensweisen und Eigenschaften werden auf diese Art und Weise zu einem regelmäßigen, stabilen Konstrukt formiert. Die Wahrscheinlichkeitsrechnung wird darin als feste experimentelle Ordnung verhandelt, die die Möglichkeit des Nachprüfens und der Wiederholbarkeit offeriert.

Quételet hat somit einen Prozess der Normalisierung und Essenzialisierung vorangetrieben, der das körperlose statistische Kalkül in jeden Einzelnen einschreibt. Durch das Scheiden von Körper und Zeichen wird die Übersetzung in eine mathematische Sprache möglich. Durch neue mathematisch-symbolisch verobjektivierte Zeichensysteme nimmt der numerisch definierte ›mittlere Mensch‹ den Charakter einer mathematischen Wahrheit an, wird zum Prinzip der Vererbungslehre Francis Galtons und von diesem zur verhängnisvollen Eugenik ausgebaut, wo der individuelle Körper immer nur als Entsprechung oder Abweichung vom gemittelten Menschen wahrgenommen wird. Insbesondere in der frühen Phase der eugenischen Theoriebildung »tritt besonders deutlich das utopische Element der Eugenik hervor, der Glaube an eine Allmacht der Wissenschaft und an ihren Einsatz zum Wohle der gesamten Menschheit für eine zukünftige bessere Welt« (Lulay 2021, 14).

Der gemittelte Mensch, als Verschränkung einer neu gewonnen ›Norm‹ und einer prototypischen Vollkommenheit »liefert […] einen neuen Maßstab, der eine männlich codierte Norm der Mitte (zwischen zwei Extremen) hervorbringt. […] Er ist zugleich Mitte und Mittel, um Quételets physikalische Gesellschaftstheorie als mathematische Gesetzmäßigkeit zu fundieren.« (Döring 2011, 144) Die Kulturwissenschaftlerin Daniela Döring weist in ihrem Buch *Zeugende Zahlen* auch auf die binär vergeschlechtlichenden, rassifizie-

renden und klassifizierenden Dimensionen hin, die Quételets Methode der Hervorbringung eines Durchschnitts mit der Verknüpfung eines am wahrscheinlichsten auftretenden Merkmals durch die statistische Setzung innewohnen. Der minimale Wert ist bei beiden Geschlechtern gleich; der mittlere Wert ist beim männlichen Geschlecht größer, wohingegen der maximale Wert beim weiblichen Geschlecht größer ist. Dennoch schlussfolgert Quételet aus diesen Zahlen, »dass zur Zeit der Geburt die Grösse des einen Geschlechts die des anderen überwiegt; reduziert man die Zahlen, welche sie ausdrücken, auf Bruchteile des Meters, so erhält man für die Knaben 0,4999 und für die Mädchen 0,4896, für die ersteren also etwa einen Centimeter mehr« (zit. n. Döring 2011, 126). Der bemessene Wert, so gering er auch sein mag, vereinheitlicht die vorhandenen (und geschlechtsspezifisch konträren) Schwankungen der Extremwerte und setzt den Maßstab für zukünftige binäre Kategorisierungen, die von da an über Norm und Abweichung bestimmen.

Hier erfolgt eine Mathematisierung und Totalisierung der Geschlechterdifferenz, die auch den Ausgangspunkt für Quételets weitere Argumentation bildet. Sein Werk *Soziale Physik* basiert auf der Verknüpfung von biologischen Überlegungen mit den zutiefst binär codierten Aufgaben, die Männer und Frauen in einem ›Volkskörper‹ zu erfüllen hätten: »Das Wachstum der Frau richtet sich nach ihrer Aufgabe, Kinder zu gebären, und das Wachstum des Mannes darauf zu verteidigen. Orientiert wird sich dabei am Durchschnitt der ›Mannbarkeit‹« (Quételet 1838, 335) von Männern, die Mannbarkeit von Frauen hängt hier immer hinterher, ihr Wachstum ist früher abgeschlossen, weil sie einfach nicht so groß wird, das Wachstum der Männer ist mit 25 Jahren noch nicht abgeschlossen, vielleicht nie (vgl. Döring 2011, 127).

Die Verknüpfung neuer Vermessungs- und Typologisierungsweisen mit Statistik in der empirischen Forschung führt zu neuen Normierungs- und Kategorisierungsweisen, die wiederum auf das Soziale und den Körper rückübertragen werden. Die Verlinkung von Normtypen, etwa des Schädels, mit Wesenszügen, wie z.B. Intelligenz oder rationalem Denken, zieht eine Essenzialisierung des Sozialen nach sich.

Aus den beschriebenen Verknüpfungen statistisch gemittelter Durchschnittswerte entstehen Wissenschaften wie die Phrenologie, die Physiognomie und die Eugenik. Quételets Verbindung von Wahrscheinlichkeit und Normalverteilung für die Vermessung menschlicher Körper wurde etwa zeitgleich von dem Physiologen Gustav Theodor Fechner (1801–1887) für die Beschreibung geistiger Prozesse eingeführt. Fechner stellte zunächst physikalische Regeln für psychische Vorgänge auf und formalisiert diese so,

dass sie sich mit mathematischen Formeln ausdrücken lassen. Dies stellt einen weiteren wichtigen Schritt dar, die Psyche des Menschen in einer mechanisch-mathematischen Logik zu begreifen: Die mathematischen Modellierungen Ernst Webers (1795–1878) und Gustav Fechners gehören zu den ersten Versuchen, die mathematische Technik der Funktionsgleichungen aus der Physik auf psychologische Prozesse anzuwenden. Sie begründeten damit das Gebiet der experimentellen Psychologie im Allgemeinen und das der Psychophysik im Besonderen. Fechners physiologische Versuche werden in Kapitel 2 weiter diskutiert.

3.2 Der Korrelationskoeffizient

Die Verknüpfung von Wahrscheinlichkeitsrechnung und statistischem Durchschnitt, wie sie oben beschrieben wurde, hatte tiefgreifende Auswirkungen. Francis Galton (1822–1911) verwendete als Erster lineare Korrelationen in seinen zutiefst problematischen Überlegungen zu Vererbungsweisen – zunächst über die Vererbung der Körpergröße von Vätern auf ihre Söhne. In der von ihm begründeten Eugenik wird der Korrelationskoeffizient als direkte Wechselbeziehung zwischen den Generationen angenommen. Dabei werden nicht nur Körpermerkmale wie Körpergröße, Haarfarbe etc. vererbt, sondern auch alle vermeintlich ›guten‹ wie ›schlechten‹ Merkmale, Kriminalität, Intelligenz etc. werden linear direkt an die Kinder weitergegeben. Diese Eigenschaften werden somit nicht mehr gesellschaftlich kontextualisiert, sondern allein im Vererbungsmaterial des Individuums verortet. Galton führte seine Forschungen anhand statistischer Kriterien durch und setzte eine Reihe von intellektuellen und institutionellen Entwicklungen in Gang, die in der modernen Disziplin der Statistik – beziehungsweise einer mathematischen Statistik – und damit in einer mathematischen Biologie mündeten. Dazu gehören einerseits die soeben beschriebene Idee der linearen Korrelation und andererseits der Begriff der Regression. Mit dem Begriff der Regression beschrieb Galton das biologische Phänomen der Regression zur Mitte, wonach Nachfahren großer Eltern dazu tendieren, nur durchschnittlich groß zu werden.

Der Mathematiker Karl Pearson (1857–1936) und im Anschluss an diesen der Psychologe Charles Spearman (1863–1945) brachten die Statistik Ende des 19. Jahrhunderts auf den Stand einer eigenen Wissenschaft mit eigenen an Mathematik und Zahlen angelegten Methoden. Auf Basis der Ausprägungen von Merkmalen entwickelte Pearson den linearen Korrelationskoeffizienten,

der darüber Auskunft geben soll, ob und wie stark zwei Merkmale zusammenhängen. Diese Wechselbeziehung wird durch einen Wert ausgedrückt, der nicht von den Maßeinheiten der Messung abhängig sein soll und zwischen +1 und −1 liegen kann. Der Wert bestimmt, wie hoch die Korrelation, also wie stark die Wechselbeziehung zwischen zwei Merkmalen ist. Ergibt der Wert die Zahl 0, korrelieren die Merkmale gar nicht miteinander, beträgt der Wert 1, hängen die Merkmale sehr stark linear voneinander ab. Mit dem spearmanschen Rangkorrelationskoeffizienten schaut man auf die Ränge der Ausprägungen und sucht ein Korrelationsmaß für Daten auf Rangskalenniveau. Der Korrelationskoeffizient eignet sich hingegen nicht für Variablen, die in nicht linearer Weise voneinander abhängen, und bietet somit kein ausreichendes Maß für die stochastische Abhängigkeit, etwa wenn Ereignisse oder Merkmale nicht immer, sondern nur manchmal eintreten und die Berechnung des Eintretens anhand von Wahrscheinlichkeitskalkülen mit in die Rechnung aufgenommen werden soll. Pearson und Spearman beziehen daher Zufälliges nicht mit ein, das verbindet sie mit Theorien, wie sie Quételet mit seiner Sozialphysik oder aber auch Francis Galton mit der Eugenik vorgenommen haben. Pearson wie Spearman, deren Berühmtheit sich auf den Aufbau von statistischen Berechnungsweisen stützt, stehen beide in der Tradition Galtons und seiner eugenischen Überlegungen, zu denen sie mit ihrer wissenschaftlichen Arbeit ebenfalls beitrugen.

Der Großteil der in den Computern angewendeten statistischen Berechnungen basiert auf der stochastischen Unabhängigkeit von Zufallsvariablen und hat sich dementsprechend größtenteils von der direkten Linie der Vererbung oder direkten Korrelation zweier Variablen verabschiedet. Insbesondere die Entwicklung rechenstarker Computer hat es ermöglicht, das Augenmerk auf die Modellierung von Komplexität zu legen und dadurch mehr Variablen in die Berechnung mit einbeziehen zu können. Regressionsverfahren sind bis heute ein wichtiges Forschungsgebiet. Mit der Implementierung statistischer Verfahren in die Rechenmaschinen, heute Computer, wurden weitere Schätzmethoden entwickelt, etwa im Bereich der bayesschen Statistik, bei fehlenden Daten und bei fehlerbehafteten unabhängigen Variablen.

Die Kombinatorik als Teildisziplin der Mathematik erhält ab dem 20. Jahrhundert mit der Verbreitung der Wahrscheinlichkeitstheorie in statistischen Berechnungen eine immer entscheidendere Bedeutung (heute ist die Kombinatorik in stochastischen Berechnungen unersetzlich). Das Sammeln von Daten, um daraus allgemeingültige Regeln zu erstellen, wird zur Doktrin. Zunächst als Grundlage für Atlanten und die Herausbildung

von Typologien bestimmt sich die Analyse der erfassten Daten sowie ihre Rückbindung an den individuellen Körper später immer mehr über stochastische Logiken, berechnet mit Wahrscheinlichkeiten zum Zwecke der in die Zukunft gerichteten probabilistischen Aussage. Der Korrelationskoeffizient findet seinen Weg in die Statistik, um damit begründbare und reproduzierbare Ursache-Wirkungs-Mechanismen zu beschreiben.

4 Logik und Mathematisierung im 20. Jahrhundert: geschätzte Funktionen

Am Vorabend der Jahrhundertwende, am 29. Dezember 1899, schreibt der Mathematiker David Hilbert seinem Kollegen Gottlob Frege seine Sicht auf die Merkmale einer neuen Axiomatik der Mathematik, die er in seinem Brief mit Nachdruck erläutert:

> Aus der Wahrheit der Axiome folgt, dass sie einander nicht widersprechen. Es hat mich sehr interessirt, gerade diesen Satz bei Ihnen zu lesen, da ich nämlich, solange ich über solche Dinge denke, schreibe und vortrage, immer gerade umgekehrt sage: Wenn sich die willkürlich gesetzten Axiome nicht einander widersprechen mit sämtlichen folgen, so sind sie wahr, so existieren die durch die Axiome definirten Dinge. Das ist für mich das Criterium der Wahrheit und der Existenz. (Hilbert im Brief an Frege 1899)

Für Frege war es wesentlich, dass Axiome an Erfahrung geknüpfte Wahrheitsbedingungen haben, für Hilbert spielt dieser Wahrheitsbegriff als Charakteristik von Axiomen keine Rolle mehr. Axiome beschreiben ihm zufolge dann eine Wahrheit, wenn sie sich selbst und anderen Axiomen nicht widersprechen. Hilbert umreißt in seinem Brief an Frege die grundlegende Annahme seines mathematischen Formalismus und grenzt sich darin gleichzeitig deutlich von Freges Logizismus ab. Die formalistische Ausrichtung Hilberts führt zu einem neuen mathematischen Wissen. Axiome müssen nicht mehr an physische Erfahrung gekoppelt sein. So lange sie in sich konsistent sind und sich nicht selbst widersprechen, gelten sie als wahr. Hier schließt sich der Streit um das erkenntnistheoretische Dilemma an, das die Mathematik zunächst nicht wahrhaben wollte: Gibt es einen Unterschied zwischen dem Wahrheitsgehalt einer Formel und ihrer Beweisbarkeit? David Hilberts neue Axiomatik und Kurt Gödels Unvollständigkeit sind die mathematischen Veränderungen

des 20. Jahrhunderts, die die weiteren technischen Entwicklungen grundlegend vorantreiben (s. Kap. 2).

> Die Sprache Mathematik, so wie sie die Moderne erarbeitet hat, bedeutet sich selbst. Ihre Zeichen, die sich an den Marken auf dem Papier realisieren, weisen auf den Regelkomplex ihres eigenen Gebrauchs. […] Die Sprache Mathematik ist diktatorisch, denn die Zeichen und die Regeln werden gesetzt, und zwar so gesetzt, daß keine Uneindeutigkeiten erlaubt sind und kein Widerspruch zwischen den Regeln zu erwarten ist. Daß Mathematik anwendbar ist, kommt geradewegs aus dieser Struktur. (Mehrtens 1990a, 12f.)

4.1 Die Politik der großen Zahl: Wahrscheinlichkeit und das Gesetz der großen Zahl

Die Wahrscheinlichkeitstheorie (auch Wahrscheinlichkeitsrechnung oder Probabilistik) stellt ein Teilgebiet der Mathematik dar und befasst sich mit der mathematischen Analyse von Experimenten oder Prozessen mit unsicherem Ausgang. Während viele heute noch gebräuchliche Formeln zu einfachen Zufallsprozessen möglicherweise bereits im Altertum, spätestens jedoch im ausgehenden Mittelalter bekannt waren, hat sich das heute verwendete axiomatische Fundament der Wahrscheinlichkeitstheorie erst zu Beginn des 20. Jahrhunderts herausgebildet; als Schlüsselereignisse gelten dabei zum einen ein Briefwechsel zwischen Blaise Pascal und Pierre de Fermat im Jahr 1654, gemeinhin als Geburtsstunde der klassischen Wahrscheinlichkeitsrechnung angesehen, und zum anderen das Erscheinen von Andrei Kolmogorows Lehrbuch *Grundbegriffe der Wahrscheinlichkeitsrechnung* im Jahr 1933, das die Entwicklung der Fundamente moderner Wahrscheinlichkeitstheorie abschloss. Dazwischen war es über Jahrhunderte hinweg zur Aufspaltung der klassischen Wahrscheinlichkeitstheorie in separate Schulen gekommen; diese wurden in erster Linie von den damaligen wissenschaftlichen Zentren London und Paris dominiert. Dietmar Dath wies 2014 darauf hin, dass die Wahrscheinlichkeitsrechnung anfänglich in der Mathematik keine Anerkennung fand, da sie für die exakte Wissenschaft zu unstet erschien:

> In der Renaissance waren es […] zunächst nicht die exakten, sondern die im Hinblick auf ihren Weltzugang sozusagen ärmeren, auf das Raten angewiesenen Wissenschaften, also nicht die Astronomie oder Mechanik, sondern Alchemie oder Medizin, die dieses Denken voranbrachten. Sie muss-

> ten sich nämlich damit herumschlagen, dass sie für viele ihrer Hypothesen keine kausalen und gar noch deterministischen Testverfahren angeben konnten. Sie waren vielmehr gezwungen, von Datenclustern und Häufigkeitsverteilungen aus quantifizierend auf nicht unmittelbar beobachtbare Sachverhalte zu schließen. Zunächst empfand man das als Mangel. Dann aber systematisierte man, was sich auf jenen Grundlagen dennoch sagen ließ [...]. (145)

Die Erfolgsgeschichte der Wahrscheinlichkeitstheorie begann mit dem Mathematiker Blaise Pascal (1623–1662), der heute auch als ›Vater der Informatik‹ bezeichnet wird. Ab 1653 beschäftigte sich Pascal mit der Wahrscheinlichkeitsrechnung und den Gewinnchancen im Glücksspiel. Angeregt durch diese Überlegungen, verfasste er 1654 die Schrift *Traité du triangle arithmétique*, in der er über Binominalkoeffizienten und deren grafische Darstellung referiert, die später nach ihm benannt wird: Pascalsches Dreieck. Mit der mathematischen Funktion des Binominalkoeffizienten lassen sich Grundaufgaben der Kombinatorik lösen und bestimmen, wie viele Kombinationsmöglichkeiten bei einer bestimmten Anzahl von Objekten/Variablen gegeben sind. Das Pascalsche Dreieck übersetzt die mathematische Funktion in eine grafische Illustration von übereinander im Dreieck so angeordneter Einträge, dass jeder Eintrag die Summe der zwei darüberstehenden Einträge ist. Die erste Monografie über Wahrscheinlichkeitsrechnung schrieb Christiaan Huygens (1629–1695), *De Rationiciis in Aleae Ludo*, im Jahre 1657. Jakob Bernoulli (1655–1705) formulierte das empirische Gesetz der großen Zahl in seinem Buch *Ars Conjectandi* (1713) und betrachtete Formen der Kombinatorik wie die Folgen von Zufallsgrößen. Pierre-Simon Laplace (1749–1827), Astronom, Physiker und Mathematiker, verwendete Wahrscheinlichkeitsrechnungen für seine Himmelsmechanik, um trotz fehlender Daten zu Resultaten zu kommen. In seinem Buch *Théorie Analytique des Probabilités* (1812) gibt Laplace eine Definition der Wahrscheinlichkeit, ausgehend von abhängigen und unabhängigen Ereignissen im Glücksspiel. Darüber hinaus stellt er erste Berechnungen über den Erwartungswert, die Sterblichkeit und die Lebenserwartung an. Thomas Bayes (1702–1761) führte bedingte Wahrscheinlichkeiten ein und begründete die Stochastik. Bayes' Interpretation der Wahrscheinlichkeitstheorie wird in Kapitel 5 weiter ausgeführt.

Die für die Wahrscheinlichkeitsrechnung wichtigen Durchbrüche in der Mathematik sind die Einführung der Mengenlehre durch Cantor (1895), das in Kapitel 4 näher beschriebene hilbertsche sechste Problem sowie die Axio-

matisierung von Kolmogorow (1933). Aber nicht nur die Mathematik kennt die Wahrscheinlichkeitstheorie, auch die Ökonomie und Staatstheorie greift auf Wahrscheinlichkeitsrechnungen im Planen und Verwalten von Menschen und Gesellschaft zurück. Für den Philosophen Rudolf Carnap (1891–1970), später selbst eine Koryphäe der Wahrscheinlichkeitstheorie, begründete der Ökonom John Keynes mit seiner Arbeit über *A Treatise on Probability* aus dem Jahr 1921 die moderne Theorie der Wahrscheinlichkeit erster Ordnung, da dieser Wahrscheinlichkeit als objektiven und logischen Begriff auffasste. Keynes bestimmte, so Carnap, dass »wenn bestimmte Daten gegeben sind, dann liegt dasjenige, was in bezug auf diese Daten wahrscheinlich und unwahrscheinlich ist, objektiv fest« (zit. n. Carnap 1959, 33). Wirklich ernst wurde es für die Wahrscheinlichkeitstheorie erst in der ersten Hälfte des 20. Jahrhunderts, als einige Mathematiker und Philosophen einen Wahrscheinlichkeitsbegriff ins Leben riefen, der auf Grenzwertüberlegungen beruht. Einer der bekanntesten Vertreter hierfür ist Rudolf Carnap, der sich in seinen Überlegungen zunächst der Beantwortung einer anderen, in den Naturwissenschaften existenziellen Frage nach der Möglichkeit von Wissen über die Welt näherte. Die Wahrscheinlichkeitstheorie ist somit als erkenntnistheoretisches Werkzeug auch ein Interessensbereich der Logik.

Um zu ihrer vollen Anerkennung zu gelangen, benötigte die Wahrscheinlichkeitsrechnung fest verankerte Grundsätze, die Axiome, die Kolmogorow 1933 lieferte. Heute kann man sagen, dass die Wahrscheinlichkeitstheorie aus der Formalisierung, der Modellierung und der Untersuchung von Zufallsgeschehen hervorgegangen ist. Gemeinsam mit der mathematischen Statistik, die anhand von Beobachtungen zufälliger Vorgänge Aussagen über das zugrunde liegende Modell trifft, bildet sie das mathematische Teilgebiet der Stochastik. Die zentralen Objekte der Wahrscheinlichkeitstheorie sind zufällige Ereignisse, Zufallsvariablen und stochastische Prozesse. Wie jedes Teilgebiet der modernen Mathematik ist auch die Wahrscheinlichkeitstheorie mengentheoretisch formuliert und auf axiomatischen Vorgaben aufgebaut. Ausgangspunkt der Wahrscheinlichkeitstheorie sind Ereignisse, die als Mengen aufgefasst werden und denen Wahrscheinlichkeiten zugeordnet sind; Wahrscheinlichkeiten sind reelle Zahlen zwischen 0 und 1; die Zuordnung von Wahrscheinlichkeiten zu Ereignissen muss gewissen Mindestanforderungen genügen.

Um die Wahrscheinlichkeitstheorie überhaupt als Ausgangspunkt für Berechnungen verwenden zu können, brauchte es eine formalisierte Verallgemeinerung, die aus unbestimmbaren Zufallsvariablen berechenbare Größen

werden ließ. Hier führte das Gesetz der großen Zahl zu einem unmittelbaren Erfolg. Das Gesetz der großen Zahl und die darin enthaltene Annahme der relativen Häufigkeit stellt die Grundvoraussetzung der Wahrscheinlichkeitstheorie dar und bildet einen der mathematische Grenzwertsätze für die Stochastik. Das Gesetz der großen Zahl besagt, dass möglichst viele, bis ans Unendliche heranreichende Durchgänge eines Experiments oder einer Handlung durchgeführt werden müssen, um mit halbwegs stabilen Wahrscheinlichkeitswerten rechnen zu können: Es beschreibt also das Verhältnis zwischen der Wahrscheinlichkeit, dass ein Ereignis eintritt, zu der Häufigkeit, wie oft ein Experiment oder eine Handlung durchgeführt wird. Das heißt: Bei einer Serie von zehn Durchgängen ist die konkrete Wahrscheinlichkeit, eine Sechs zu würfeln, nicht konvergent vorhersagbar, die Wahrscheinlichkeit, eine Sechs zu würfeln, variiert bei einer Zehnerfolge so stark (zum Beispiel: 6, 6, 3, 6, 6, 2, 4, 4, 6, 6), dass eine absolute Aussage nicht möglich ist. Bei einer solchen Würfelfolge strebt die daraus gebildete arithmetische Mitteilung nicht gegen den Erwartungswert 1/6. Erst über die Bestimmung einer relativen Häufigkeit bei möglichst vielen, bis unendlichen Durchgängen stabilisiert sich die theoretische Wahrscheinlichkeit, eine Sechs zu würfeln, bei 1/6.

Bereits Jakob Bernoulli hatte 1713 ein Theorem dieses Inhalts formuliert, zunächst für zwei mögliche Ausgänge, von Bernoulli Erfolg und Misserfolg benannt. Das Gesetz der großen Zahl machte das Rechnen mit Zufallsvariablen interessant und im 20. Jahrhundert wurden weitere Bedingungen von Wahrscheinlichkeiten und Wahrscheinlichkeitsverhältnissen beschrieben, sodass Zufallsvariablen auch in komplexere Zusammenhänge gesetzt werden konnten. Aus der gezielten Beschäftigung mit dem komplexen Gebiet der Wahrscheinlichkeiten entsteht die mathematische Statistik und die Stochastik, die sich mit der Systematisierung von Häufigkeit und Wahrscheinlichkeit beschäftigt.

Das von Laplace ausgearbeitete Indifferenzprinzip ermöglichte es, Wahrscheinlichkeit neu zu begreifen, sodass, wenn keine Gründe bekannt sind, Unterschiede in den wahrscheinlich auftretenden Ereignissen anzunehmen, diese als gleichwahrscheinlich angenommen werden und in die Berechnung eingehen können. Ausgehend von seinen Symmetrieüberlegungen in seinem 1812 erschienenen Werk *Théorie Analytique des Probabilités*, legte er die sogenannte Laplace-Wahrscheinlichkeit fest, die besagt, dass einzelne Ereignisse, die im Sinne der Wahrscheinlichkeitstheorie über gleiche Eigenschaften verfügen, untereinander austauschbar sind und demnach ihr Auftreten gleich

wahrscheinlich ist. Das Indifferenzprinzip basiert dabei auf der Annahme von Symmetrien und (mathematischen) Regelmäßigkeiten in der Natur. Laplaces Ansatz subjektiver Wahrscheinlichkeit wurde wiederum von Bayes aufgegriffen und weiterentwickelt. Gemeinsam mit dem Gesetz der großen Zahl werden hier stark vereinfachte Vorannahmen und erwartbare, verwertbare Muster zusammengebracht, um sie mithilfe der Wahrscheinlichkeit nicht nur zu berechnen, sondern auch in die Zukunft zu projizieren.

In den Schriften des Philosophen und Logikers Carnap, der als Vertreter des logischen Empirismus die induktive Logik und die Wahrscheinlichkeitstheorie in den 1940er- und 1950er-Jahren auf theoretische Füße stellte, lässt sich nachlesen, dass darum gerungen wurde, ob es sich beim Gesetz der großen Zahl um eine Regelmäßigkeit handelt, die sich allein aus der Beobachtung herauslesen lässt (also eine empirische Regel), oder um eine mathematische Voraussetzung der Wahrscheinlichkeitsrechnung, das heißt um ein aprioristisches Gesetz handelt. Die Probleme, die Carnap in seinem Werk anspricht, drehen sich vor allem um die Frage, welche Definition von Wahrscheinlichkeit universal genug ist, um ein möglichst komplexes Verständnis von vermuteten Erwartungen einzubeziehen, aber gleichzeitig Klarheit in die Frage, wie Wahrscheinlichkeit logisch berechnet werden kann, zu bringen. Der Begriff »Wahrscheinlichkeit« war von Beginn seiner Nutzbarmachung an zweideutig konnotiert und brachte verschiedene Verständnisweisen hervor, woraus sich nach Carnap mindestens zwei Wahrscheinlichkeitsdefinitionen ergeben: einerseits, streng im logischen Sinne, die ›induktive Wahrscheinlichkeit‹, auch als subjektive Wahrscheinlichkeit bezeichnet, und andererseits die statistische oder auch objektive Wahrscheinlichkeit. Die induktive, subjektive Wahrscheinlichkeit bezieht sich auf einmalige Zufallsereignisse, deren Wahrscheinlichkeit ihres Eintretens nicht berechnet, sondern nur geschätzt werden kann. Dieser – bedingte – Wahrscheinlichkeitsbegriff wurde insbesondere von Bayes geprägt und wird heute wieder verstärkt in stochastischen Berechnungen angewendet (s. hierzu Kap. 3). Der statistische, objektive Wahrscheinlichkeitsbegriff rechnet die relativen Häufigkeiten einiger weniger Durchgänge mit dem Verweis auf das Gesetz der großen Zahl hoch. In der Mathematik und der Logik selbst hat sich die axiomatische Definition der Wahrscheinlichkeit nach Kolmogorow durchgesetzt (s. Kap. 1).

Die Frage nach der ›Natur‹ dieser beschriebenen Regelmäßigkeit zeigt, dass auch in den Anfängen der sich formalisierenden Wahrscheinlichkeitstheorie Mitte des 20. Jahrhunderts erkenntnistheoretische Prämissen verhandelt wurden, ebenso wie der in der ersten Hälfte des 20. Jahrhunderts

heiß umkämpfte Bereich des Psychologismus. Hier wird ein weiterer wichtiger Aspekt verhandelt, nämlich das Verhältnis von Mathematik/Statistik zu Erfahrung und/oder empirischen Erkenntnissen *versus* eine allem zugrunde liegende (mathematisch formalisierbare) Gesetzmäßigkeit. Die moderne Wahrscheinlichkeitstheorie, wie sie heute betrieben wird, wurde im 20. Jahrhundert deutlich weiterentwickelt und beschreibt heute eher Wahrscheinlichkeitsräume als konkrete Ereignisse, die vorhergesagt werden sollen. Die moderne Wahrscheinlichkeitstheorie hat aus der Statistik die Stochastik werden lassen und bahnt sich über diese ihren Weg in die Neurowissenschaft: über die als stochastisch angenommenen neuronalen Verarbeitungsprozesse, anfänglich in den parallelverarbeitenden Prozessen zu finden, heute das grundlegende Modell künstlicher Neuronaler Netzwerke (s. Kap. 2).

4.2 Statistik und Stochastik und induktive Logik – Logik der statistischen Rückschlüsse

Im vorangegangenen Teil des Kapitels habe ich beschrieben, wie sich die Formen der Beweisführung und das Verständnis von Logik hin zu einer Mathematischen Logik entwickelten und die damit verknüpften erkenntnistheoretischen Fragen entstanden. Diese Entwicklung differenzierte sich im Laufe des 20. und 21. Jahrhunderts immer weiter aus. Von der Scholastik als philosophischer Form der Beweisführung, die – wie die Mathematik auch – ausgehend von feststehenden Grundsätzen ihr Argument entwickelt, ist im 21. Jahrhundert nicht mehr viel übrig. Sie wurde sukzessive von anderen Formen der Beweisführung abgelöst. Die Statistik ist originär keine konkrete Form einer logischen Beweisführung, sondern eine Form des Daten-, im Sinne von Beweisesammelns, um Aussagen zu stützen oder zu falsifizieren. Die Statistik, so das Argument, wird aber durch die Stochastik, das statistische Schwergewicht gegenwärtiger Erkenntnisproduktion, selbst als Instrument der Beweisführung eingesetzt. Die Stochastik verbindet Statistik und Wahrscheinlichkeitsrechnung und dient immer mehr der numerischen Bestimmung zukünftiger Ereignisse. Als Methode dient in der Stochastik die induktive Logik.

Statistik

Statistik ist eine spezifische Form der Datenanalyse, die Relationen und Korrelationen identifiziert und daraus Vorhersagen anfertigt. Aus der amtli-

chen Statistik und der politischen Arithmetik entwickelte sich im Laufe des 19. Jahrhunderts die deskriptive Statistik. Heute wird zwischen beschreibender (deskriptiver) und beurteilender (schließender) Statistik unterschieden. Die Statistik wurde im 18. Jahrhundert um die Wahrscheinlichkeitsrechnung ergänzt, die anfänglich im Bereich des Glückspiels zur Anwendung kam. Eine Erweiterung erfuhr die Statistik im Laufe des 19. Jahrhunderts durch eine dynamische Stochastik, die Entwicklungen in der Zeit analysiert und vorherzusagen versucht.

Mathematische Schlussfolgerungen argumentieren von ihrer Struktur her eigentlich deduktiv. Erst durch die Anwendung in der Statistik und der Wahrscheinlichkeitsrechnung wird sie zu einer induktiven Logik (vgl. Hacking 2016). Die Kunst des Vermutens, wie die Wahrscheinlichkeitsrechnung auch genannt wird, untersucht die Frage, wie und ob sich Zufälle beziehungsweise nicht genau bestimmbare Ereignisse berechnen und dadurch auch vorhersagen lassen. Die wissenschaftliche Ausrichtung der Wahrscheinlichkeitstheorie, die »Mathematik des Zufalls« (Henze 2008, 39), gab der Statistik, die im 20. Jahrhundert dank ihrer Mathematisierung zur Stochastik wurde, erst ihre Durchschlagskraft: Sie ermöglichte, die gesammelten Daten so auszuwerten, dass daraus Vorhersagen für zukünftiges Verhalten abgeleitet werden konnten. Um die Wahrscheinlichkeitsrechnung in der Wissenschaft nutzbringend einzusetzen, wurde sie unter dem Gesichtspunkt ihrer zuverlässigen Berechnung weiterentwickelt. Auch wenn eine befriedigende Antwort auf die »Axiomatisierung der Wahrscheinlichkeitsrechnung« (ebd.) erst 1933 durch Andrej Nikolajewitsch Kolmogorow (1903–1987) gefunden werden konnte, nahm die Wahrscheinlichkeitsrechnung bereits erheblich früher einen wichtigen Stellenwert für mathematische Berechnungen ein. Die ebenfalls in Kapitel 1 beschriebenen statistischen Verfahrensweisen der Sozialphysik und später der Eugenik basieren noch nicht auf der Wahrscheinlichkeitstheorie, wie sie heute angewendet wird, aber insbesondere die Eugenik mit ihrem Bezug auf die Vererbungslehre nahm für sich bereits in Anspruch, in die Zukunft gerichtete Aussagen über mögliche eintretende Ereignisse treffen zu können. In Quételets Sozialphysik kommen Mittelmaß und Wahrscheinlichkeit zusammen, um Aussagen über eine Norm und von der Norm abweichende Eigenschaften zu treffen. Der hier verwendete Begriff der Wahrscheinlichkeit bezieht sich allerdings auf eine andere Art der Mitteilung, nämlich die der gaußschen Normalverteilung. Anhand derer wird die Norm, also das Mittelmaß, festgelegt und die Abweichungen von diesem Mittelmaß treten spätestens in der Visualisierung der Kurven

deutlich hervor. Die Wahrscheinlichkeitstheorie verweist auf andere Arten der Mittelung: Hier stellt nicht mehr der Mittelwert die Norm dar, sondern die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Ereignis, abhängig von verschiedenen Variablen, eintritt.

Stochastik

Dass sich der Begriff der Stochastik von dem deutschen Wort »stochern« herleiten lässt, ist natürlich falsch, würde aber sinngemäß passen. Stochastik umfasst die Verknüpfung von Wahrscheinlichkeitsrechnungen, mathematischer Statistik und Probabilistik. Sie geht der Frage nach, wie wahrscheinlich mögliche Ereignisse in einem Experiment sind, und bringt diese in eine statistische Ordnung. Dazu gehören die deskriptive, den Datensatz beschreibende, parametrisierende und ordnende Statistik, die explorative Statistik, also eine Analyse von Daten, zu deren Zusammenhängen nur wenige Informationen vorliegen, und die induktive Statistik, die durch Hypothesentests die Zuverlässigkeit, die Validität von Ergebnissen, die aus der Statistik hervorgehen, überprüft. Ein Beispiel hierfür ist der Wiener Prozess. Benannt nach Norbert Wiener, Vater der Kybernetik, lassen sich mit ihm die unregelmäßigen und ruckartigen Bewegungen kleinster Teilchen, die unter dem Mikroskop beobachtet werden konnten – auch brownsche Bewegungen genannt – berechnen. Es ist ein zeitstetiger stochastischer Prozess, der normalverteilte, unabhängige Zuwächse hat, für dessen wahrscheinlichkeitstheoretische Existenz Norbert Wiener den Beweis lieferte. Seit der Einführung der stochastischen Analyse durch Itō Kiyoshi in den 1940er-Jahren spielt der Wiener Prozess die zentrale Rolle im Kalkül der zeitstetigen stochastischen Prozesse und wird in zahllosen Gebieten der Natur- und Wirtschaftswissenschaften als Grundlage zur Modellierung zufälliger Entwicklungen herangezogen. Letztendlich war es auch Itō, der dem Wiener Prozess den Weg von der Physik in andere Wissenschaften ebnete: Durch die von ihm aufgestellten stochastischen Differentialgleichungen konnte man die brownsche Bewegung an weitere statistische Probleme anpassen. Heute werden in praktisch allen Natur- und vielen Sozialwissenschaften brownsche Bewegungen und verwandte Prozesse als Hilfsmittel verwendet.

Induktive Logik

Die induktive Logik bildet das methodische Fundament der Stochastik mit dem Anspruch, eine logische Beweisführung für eigentlich nicht logische Argumente zu liefern: »Inductive logic is about risky arguments. It analyses inductive arguments using probability.« (Hacking 2001, 11) Die induktive Methode beschreibt eine Art des wissenschaftlichen Forschens, in der eine Theorie aus der eigenen Beobachtung entwickelt wird. Sie schließt vom Besonderen auf das Allgemeine, erlaubt es also, auf Grundlage der Beobachtung von etwas Spezifischem eine Generalisierung vorzunehmen. In der Regel bezieht sich induktive Forschung auf die Zukunft: Ableitend aus gesammelten Daten, wird eine Verallgemeinerung vorgenommen und auf die Zukunft projiziert. Da induktives Schlussfolgern voll und ganz von der logischen Interpretation der anfallenden Daten abhängt, wird auch die Logik, auf der das Schlussfolgern beruht, wichtig. Die hier der logischen Herleitung zugrunde liegenden Annahmen gehen unvermittelt in die Interpretation der individuellen Daten ein und bestimmen den Inhalt der davon abgeleiteten Generalisierung maßgeblich mit. Das Gegenteil einer aus der induktiven Forschung hervorgegangenen Theorie zu beweisen ist schwierig. Das induktive Schlussfolgern wird durch die sukzessive Ausbreitung des Empirismus insbesondere in den Naturwissenschaften zur meist angewendeten Methode. Die deduktive Methode wird auch als beschreibende Methode übersetzt und meint das Schlussfolgern von einer allgemein gültigen Aussage auf einen Einzelfall.

Rudolf Carnap formulierte 1959 als einer der Ersten wichtige Grundregeln für die induktive Methode:

> 1. Jedes induktive Schließen, im weiten Sinne des nichtdeduktiven oder nichtdemonstrativen Schlussfolgerns, ist ein Schließen auf Grund von Wahrscheinlichkeit. 2. Daher ist die induktive Logik als Theorie von den Prinzipien des induktiven Schließens dasselbe wie Wahrscheinlichkeitslogik. 3. Der Begriff der Wahrscheinlichkeit, der als Grundbegriff der induktiven Logik dienen soll, ist eine logische Relation zwischen zwei Aussagen oder Sätzen, nämlich der Grad der Bestätigung einer Hypothese auf der Grundlage gegebener Prämissen. 4. Der sogenannte Häufigkeitsbegriff der Wahrscheinlichkeit, wie er in statistischen Untersuchungen verwendet wird, ist zwar an und für sich ein wichtiger wissenschaftlicher Begriff, als Grundbegriff der induktiven Logik jedoch unbrauchbar. 5. Alle Prinzipien und Lehrsätze der induktiven Logik sind analytisch. 6. Daher

> hängt die Gültigkeit des induktiven Schließens nicht von irgendwelchen synthetischen Voraussetzungen ab, wie etwa dem vielumstrittenen Prinzip der Gleichförmigkeit der Welt. (1959, III)

Wahrscheinlichkeitstheorie und induktive Logik, alle Arten des logischen Schließens, die über den Gehalt der vorher festgelegten Bedingungen hinausgehen, sind eng miteinander verbunden und bringen einen neuen Umgang mit quantitativen Daten hervor: die Stochastik. Die Sammelforschung, wie die Statistik auch genannt wurde, bietet Methoden an, gesammelte Daten auszuwerten. Wahrscheinlichkeitstheorie bietet die Formalisierung und die Modellierung von Zufallsgeschehen. Die Stochastik als die Verbindung aus beidem wird auch als *Mathematik des Zufalls* bezeichnet und verbindet die quantitative Auswertung gesammelter Daten mit der Wahrscheinlichkeitstheorie, das heißt, die gesammelten Daten sollen zufällige Ereignisse und Zufallsvariablen auf ihre Wahrscheinlichkeit hin überprüfen. Diese Wahrscheinlichkeitsprüfung lässt sich nur auf in der Zukunft liegende Ereignisse übertragen. Deshalb wird Wahrscheinlichkeitsrechnung auch als Probabilistik bezeichnet, denn mit ihrer Hilfe sollen Daten, beispielsweise ausgehend von möglichst umfangreichen Wetterdaten, dahingehend ausgewertet werden, wie hoch die Wahrscheinlichkeit ist, dass es morgen regnet.

4.3 Zum Verhältnis apriorischer und aposteriorischer Wahrheiten

Der Mathematiker David Hilbert (1862–1943) formulierte im Jahr 1900 23 mathematische Probleme, die zu jener Zeit ungelöst waren und die Mathematiker*innen am Anfang des 20. Jahrhunderts beschäftigten. Für den hier vorgenommenen mathematikhistorischen Blick ist vor allem das sechste Problem interessant, das prinzipiell neue, mehrere und passendere Axiome in der Mathematik einforderte. Für das sechste hilbertsche Problem, das sich dezidiert mit einem axiomatischen Zugang für die Physik beschäftigt, lässt sich bis heute keine eindeutige Lösung verzeichnen. Dennoch gab die Einsicht, das die Mathematik, um für die anwendungsorientierte Physik interessant zu werden, andere, ebenso wie andersgeartete, Grundsätze bedürfe, der Mathematik eine neue Ausrichtung, hin zu einer symbolischen Logik.

Für Frege war es wichtig gewesen, dass Axiome Wahrheitsbedingungen haben, also dass Axiome grundsätzlich wahrheitswertfähig oder wahrheitsfähig sind. Hilbert hingegen sah es als gerechtfertigt an, Axiome von ihrer Bin-

dung an Wahrheit und damit an tatsächliche Begebenheiten zu lösen, gleichzeitig wollte er die Widerspruchsfreiheit der Mathematik beweisen. Daraus folgte ein System von Axiomen, das in sich widerspruchsfrei sein musste und gleichzeitig hinreichend ausdrucksfähig genug, um konkrete mathematische Theorien abzudecken. Durch die hilbertsche Reformierung axiomatischer Formalisierung im Bereich der Geometrie entstanden die nicht euklidischen Geometrien, die unter anderem wichtig für Einsteins Relativitätstheorie zur Beschreibung der Raumzeit waren.

Fasst man die Frage nach der Möglichkeit mathematischen Wissens ins Auge, muss der Übergang einer vor allem auf der Geometrie begründeten Mathematik zur modernen/gegenwärtigen Mathematik und ihrem Anspruch auf Wahrhaftigkeit deutlich aufgezeigt werden. Das mathematische, logische Wissen gilt deswegen als abgesichert, da es eben scheinbar nicht mehr auf Erfahrung beruht, sondern auf logischem Denken und einer akkuraten Beweisführung:

> Wissen ist begründetes Wissen, und die Begründung läuft in der Mathematik über den Beweis. Eine mathematische Aussage gilt dann als begründet, wenn es gelingt, sie anhand einer Reihe von Ableitungsregeln Schritt für Schritt aus einer Menge von als wahr erkannten Ausgangssätzen abzuleiten, das heißt zu beweisen. Oder in der formalistischen Variante: Ein formaler Beweis ist eine endliche Folge von Formeln, von denen die erste ein Axiom ist und die letzte das zu beweisende Theorem darstellt. Jede Formel ist mit anderen Worten entweder ein Axiom oder aus den Axiomen bzw. den vorangehenden Formeln Schritt für Schritt nach den geltenden Regeln abgeleitet. (Hilbert 1923, 34, zit. n. Heintz 2000, 53)

Diese konstatierte Besonderheit der Mathematik, *a priori* zu existieren und gleichzeitig aus dem logischen Denken heraus zu entstehen beziehungsweise diesem zu gleichen, führt zu einem tief eingeschriebenen Begründungssystem der Mathematik. Bei den vormodernen Mathematiker*innen, auf Aristoteles rekurrierend, erklärt sich dieses Apriori noch mit dem »unbewegten Beweger«, und auch für Leibniz war Denken kein Produkt von Materie, sondern allein Gott konnte Geist erschaffen. Später werden Naturphänomene als Ausdruck präexistierender, mathematischer Grundgesetze aufgefasst. Durch den Wegfall dieses unbewegten Letztbegründers allen Lebens kommt es zu einigen Verrenkungen, um die Wahrhaftigkeit des mathematischen Beweises zu begründen. Letztendlich basiert dies auf dem Kalkül, einige Sätze als wahr auszuzeichnen:

> Das ist der Weg, den die inhaltliche Axiomatik gewählt hat, exemplifiziert durch Euklids Geometrie […]. Mit der Entdeckung der nicht-euklidischen Geometrien stiess der von der inhaltlichen Axiomatik eingeschlagene ›way out‹ allerdings auf Schwierigkeiten. Je nachdem, welche Ausgangssätze man an den Anfang stellt – konkret: ob man Euklids Parallelenaxiom annimmt oder nicht –, ergeben sich andere (in sich widerspruchsfreie) Geometrien. Die Entscheidung, welche dieser Geometrien die ›wahrere‹ ist, muss entweder zu einer empirischen Frage gemacht werden (dann aber verlässt man genau genommen den Bereich der Mathematik) oder man verzichtet auf einen inhaltlichen Wahrheitsbegriff. Genau dies hat Hilbert mit seiner formalen Axiomatik getan […]. Wahr sind die Axiome dann, wenn aus ihnen kein Widerspruch resultiert – und nicht umgekehrt, wie es Frege behauptete […]. (Heintz 2000, 53f.)

Ein weiteres Puzzleteil in der Geschichte der Logik findet sich in der an disziplinären Grenzen entlanglaufenden Aushandlung dessen, was als *a priori*, also als Gegebenes anerkannt wird beziehungsweise was nicht und wie sich generell Naturerkenntnisse generieren lassen. Von der Verunsicherung innerhalb der Mathematik und damit verknüpft auch in der empirischen Physik sowie über die produktive Öffnung des erkenntnistheoretischen Paradigmenwechsels zeugen die Arbeiten des Philosophen und Logikers Clarence Irving Lewis (1883–1964). Lewis, der im deutschsprachigen Raum kaum Beachtung findet, versucht in seinem Werk Kant gegen Einstein zu verteidigen, die Philosophie und die Mathematische Logik miteinander zu vereinen und das Apriorische/Axiomatische neu zu definieren. In seinem Buch *Mind and the world order* (1929) will Lewis eine formale Sprache finden, die nicht mathematisch ist, sich aber einer alles strukturierenden Logik unterwirft, die das zu Erkennende formt: Erkenntnistheorie kommt ohne Logik nicht aus. Aber Lewis konstatierte für die Logik, was Hilbert für die Mathematik zeigen wollte: dass es viele alternative Systeme gibt, die von verschiedenen Prämissen ausgehen. Bei Hilbert sind es die unterschiedlichen Axiome, die ein mathematisches System begründen. Lewis zeigte, dass es viele alternative Systeme der Logik gibt, die alle auf ihre eigene Weise evident sind – eine Tatsache, die die traditionelle rationalistische Sichtweise von metaphysischen Prinzipien als logisch unbestreitbar untergräbt. Der von ihm eingeführte Begriff des konzeptuellen Pragmatismus zeugt davon, ebenso wie seine Neuformulierung der Modal-

logik.[4] Konzeptueller Pragmatismus besagt, dass empirisches Wissen von einem sinnlich Gegebenen und der konstruktiven Tätigkeit eines Verstandes und einer Reihe von apriorischen Begriffen abhängt, die der Handelnde in das Gegebene einbringt und es dadurch interpretiert. Diese Konzepte sind das Produkt des sozialen Erbes und der kognitiven Interessen des Agenten, sie sind also nicht *a priori* in dem Sinne, dass sie absolut gegeben sind: Sie sind pragmatisch *a priori*. Sie lassen Alternativen zu, und die Wahl zwischen ihnen beruht auf pragmatischen Überlegungen, die über den kognitiven Erfolg entscheiden. Lewis leistete einen einzigartigen Beitrag, indem er die ›modale‹ Logik modifizierte.

Der bereits oben erwähnte Philosoph und Mathematiker Edmund Husserl suchte ebenfalls eine Antwort auf die Frage nach der Möglichkeit von Wissen im Spannungsfeld von Objektivismus/Empirismus (bei Husserl zeigt sich das in seiner Kritik am Psychologismus) und Historismus. Husserls Beitrag zum Streit um den Wahrheitsanspruch apriorisch-mathematischen Wissens (das Husserl am Gegenstand der Geometrie entwickelt) wird später von Jacques Derrida als Verwerfung beider Seiten – des Historismus wie des Objektivismus beschrieben:

> But never had the two denunciations of historicism and objectivism been so organically united as in The Origin of Geometry, where they proceed from the same impulse and are mutually involved throughout an itinerary whose bearing is sometimes disconcerting. Now the singularity of our text rests on the fact that the conjunction of these two standing and tested refusals creates a new scheme: on the one hand, it brings to light a new type or profundity of historicity; on the other hand, and correlatively, it determines the new tools and original direction of historic reflection. The historicity of ideal objectivities, i.e., their origin and tradition (in the ambiguous sense of this word which includes both the movement of transmission and the perdurance of heritage), obeys different rules, which are neither the factual interconnections of empirical history, nor an ideal and ahistoric adding on. (Derrida 1989, 26)

4 Modallogik befasst sich mit der Frage, wie mit Begriffen wie »möglich« und »notwendig« in der formalen Sprache der Logik umgegangen werden kann. Mit den Begriffen »möglich« und »notwendig« bietet die Sprache neben »wahr« und »falsch« eine zusätzliche Möglichkeit, Aussagen zu charakterisieren.

Ausgangspunkt für Husserls Untersuchung ist die Frage nach der Existenz einer spezifischen mathematischen Ontologie in den *Ursprüngen der Geometrie* (Husserl 1887). In dieser Untersuchung verneint Husserl eine universal geltende mathematische Ordnung und hebt die statische Gegenüberstellung einer externen, empirischen Geschichte und einer internen, apriorischen Geschichtlichkeit von Objekten auf. »To unpack this further, Husserl grounds mathematics in perception and experience, that is, in humanity's sensible engagement with its corporeal situation. Geometrical abstraction, he surmises, is derived from the sense perceptions of individual, concrete subjectivity.« (Kirby 2011, 28) Im Weiteren verwirft Husserl die Generalisierung des Historischen und faktisch Objektiven, um sie danach in ein Abhängigkeitsverhältnis zu bringen, denn erst in einem Verständnis ihrer dialektischen Verwobenheit wird die Untersuchung von Phänomenen möglich. Ausgehend von dieser Kritik, entwickelt Husserl später die Phänomenologie.

Ungefähr zur selben Zeit, in den 1920er-Jahren des letzten Jahrhunderts, wird der junge Mathematiker Kurt Gödel (1906–1978) in die damals berühmte intellektuelle Bewegung des Wiener Kreises eingeführt. Im Wiener Kreis versammelten sich Vertreter des empirischen Logizismus und man hing dem Logizismus Freges an, um die Theorien der empirischen Wissenschaften mithilfe der Logik rational zu rekonstruieren. Gödel aber wollte das Gegenteil: Er wollte beweisen, dass sich die Mathematik nicht auf Logik reduzieren lässt. Für Lewis war Logik nicht der einzig definitive Weg, um Wirklichkeit zu erkennen. Gödel wollte nun zeigen, dass die Beweisbarkeit einer mathematischen Formel und ihre Aussagekraft über wahr oder falsch nicht deckungsgleich sind. Die Schlussfolgerungen, die er daraus zieht, beschreiben die Unvollständigkeit formaler Systeme: Der 1. Unvollständigkeitssatz besagt, dass logische Systeme immer unvollständig sind, da kein logisches System die gesamte Wahrheit der Mathematik erfassen kann. Der 2. Unvollständigkeitssatz drückt aus, dass kein logisches System der Mathematik die eigene Widerspruchsfreiheit mit seinen eigenen Mitteln beweisen kann und dass die Fähigkeit formaler Systeme zur Selbsterkenntnis beschränkt ist. Das heißt, entweder gibt es formal-logische Fragen, die weder vom Menschen noch von Maschinen gelöst werden können, oder das menschliche Gehirn kann einige formale Fragen beantworten, die von Maschinen nicht lösbar sind (vgl. Weizenbaum 1990, 293).

Auf die Frage, wie wir etwas über Objekte erfahren können, die unseren Sinnen nicht zugänglich sind, verweist Gödel auf die Intuition, so Heintz. »Aus Gödels Sicht gibt es so etwas wie eine mathematische ›Wahrnehmung‹

– eine Art funktionales Äquivalent zur sinnlichen Wahrnehmung in den empirischen Wissenschaften. Gödel bezeichnet diese Wahrnehmungsfähigkeit als Intuition.« (2000, 57) Mit dem Begriff der mathematischen Intuition als Äquivalent zur sinnlichen Wahrnehmung leitet Gödel die Erkenntnis ab, dass der Mensch fähig ist zu erkennen, dass die Formel ›Ich bin nicht beweisbar‹ wahr sein muss, selbst wenn sie innerhalb des Systems, in dem sie existiert, nicht bewiesen werden kann. Der Mathematiker und theoretische Physiker Roger Penrose (*1931) hat Gödels Unvollständigkeitssätze später auch auf das Mensch-Maschine-Verhältnis übertragen, da diese Sätze tiefgreifende Implikationen für das Wesen des menschlichen Geistes hätten. Nach Penrose müssen die menschlichen geistigen Prozesse die eines Computers übertreffen, denn ein Computer ist lediglich ein logisches System, das auf einer Hardware läuft, während unser Geist Wahrheiten erkennen kann, die jenseits des Verständnisses eines logischen Systems liegen (Penrose 1989). Gödels Verweis auf die Intuition als erkenntnisleitende Dimension in der Mathematik weist ihn als Vertreter des Intuitionismus aus, der sich gegen die Vorstellung einer gänzlich formalisierbaren Mathematik ebenso wie gegen die Mathematik als rein auf Logik aufgebaute Wissenschaft ausspricht.

4.4 Wahrscheinlichkeit: *a priori* oder erfahrungsbasiert?

Empirische Daten sind gemeinhin aposteriorisch, sie müssen in dem Moment abgeleitet werden, in dem sie wirklich passieren. Damit stehen sie konträr zu den apriorischen mathematischen Axiomen, deren Status dem Sein in der Welt vorausgeht. Wenn Carnap schreibt, dass »[b]isweilen zwischen Wahrscheinlichkeit a priori und Wahrscheinlichkeit a posteriori unterschieden« (Carnap 1959, 29) wird, dann verweist er auf die beiden oben beschriebenen Wahrscheinlichkeitsfälle: *A priori* meint die sogenannte statistische, objektive Wahrscheinlichkeit und *a posteriori* beschreibt die subjektive erfahrungsbasierte, induktive Wahrscheinlichkeit. Hier wird erneut die Auseinandersetzung zwischen der formal-logischen, aus den Gesetzen der Natur mathematische Regeln ableitenden Fraktion und der empirischen, datengenerierenden und verarbeitenden Fraktion von Wissenschaftler*innen deutlich. Grundsätzlich geht es bei dieser Debatte immer auch um erkenntnistheoretische Fragen, wer mit welcher Methode Erkenntnis, wer wahres Wissen, wahre Einsichten der Natur entlocken kann. Die induktive Logik und die Entwicklung stochastischer Herangehensweisen, so viel sei hier vorweggenommen, verbinden diese beiden Wahrscheinlichkeiten miteinander, das heißt,

in den Computermodellen und Simulationen werden mathematische Gesetze als aprioristisch angenommen und einberechnet, um die Wahrscheinlichkeiten empirischer Daten zu analysieren. Deutlich wird hier auch nach der Art des Wissens gefragt, nach dem Grad an Objektivität oder Subjektivität, das in das mithilfe induktiver, wahrscheinlichkeitsbasierter Methoden generierte Wissen eingelagert ist. Die Wahrscheinlichkeitstheorie bietet nun die Möglichkeit, diesen fast ein Jahrhundert lang geführten Streit zumindest formallogisch zu schlichten. So schreibt Carnap weiter, dass auch eine *a priori* argumentierende, statistische Wahrscheinlichkeitsaussage, die beiden »gegebenen Argumenten einen numerischen Wert zuordnet, […] auf alle Fälle logisch determiniert und nicht synthetisch« (ebd., 26) ist. Das heißt, dass auch eine *a priori* existierende Auslegung von Wahrscheinlichkeit, den Rekurs auf eine Beziehungs- und Bedeutungsebene benötigt, um eine Aussage über ihren Wahrheitsgehalt zu treffen. Mit Bedeutungsebene ist hier allerdings nicht die Abhängigkeit von subjektivem Erfahrungswissen gemeint, sondern die Relativität des Ereignisses und die Abhängigkeit der Bedingungen der generierten Daten sind dabei von Belang. Damit wird die Gegenüberstellung, dass eine Aussage entweder von »unserem Wissen abhänge und daher entweder rein subjektiver Natur sei oder sich in ihrer Gültigkeit auf äußere Naturtatsachen stütze« (ebd.), über eine numerische Definition aufgelöst. Für Carnap steht fest, dass beide Ansätze (objektive und subjektive Wahrscheinlichkeit) notwendige Formalisierungen sind, die sich ergänzen und einander bedingen, und er fasst zusammen:

> Die beiden Begriffe der Wahrscheinlichkeit1 [Objektiv] und Wahrscheinlichkeit2 [Subjektiv] sind einander darin gleich, daß sie beide Funktionen mit zwei Argumenten darstellen, deren Werte reelle Zahlen aus dem Intervall 0 bis 1 sind. Dagegen sind sie in zwei anderen Hinsichten verschieden. Die beiden Argumente der Wahrscheinlichkeit1 sind Sätze (Hypothese und Datum); die beiden Argumente der Wahrscheinlichkeit2 sind Eigenschaften oder Klassen. Ein elementarer Wahrscheinlichkeit1-Satz ist stets logisch wahr oder logisch falsch und hat daher keinen Tatsachengehalt; ein elementarer Wahrscheinlichkeit2-Satz hat dagegen einen Tatsachengehalt und ist somit empirisch. (1956, 29)

Mit diesem Verweis auf ihre jeweils gegebene kohärente formal-logische Eindeutigkeit wird Wahrscheinlichkeit in die Mathematik, die Statistik und die Stochastik eingebunden. Dies bringt gleichzeitig einen neuen Wahrheitsbegriff und überdies eine neue Kausalität mit sich. Induktive, statistische Argu-

mente sind nie wahr oder falsch, sondern können nur eine Angabe über gültige oder ungültige Zusammenhänge machen. Auf den Zusammenhang von Komplexität, Kausalität und Wahrscheinlichkeit gehe ich in Kapitel 3 näher ein.

Zusammenfassung

Der Erfolg der Mathematik ab dem 17. Jahrhundert liegt in ihren spezifischen, auf Logik basierenden Formalisierungsweisen und auf der Herausbildung einer eigenen, ebenfalls formalen Sprache. Die formale Sprache »beruht auf der Trennung von Syntax und Semantik. Im Gegensatz zu einem alltäglichen Gespräch, bei dem wir nicht davon abstrahieren können, was ein Wort bedeutet, vollzieht sich in der Mathematik die Manipulation der Zeichen losgelöst von deren Interpretation.« (Heintz 2000, 12) Nicht weniger als die Trennung von Zahl und Zeichen also, Erstere wird als objektiv empfunden, Letzteres bleibt subjektiv. Die Bedeutungsebene muss in einem nächsten Schritt ergänzt werden. Die Entkoppelung von Inhalt und Bedeutung in der Sprache digitaler, auf mathematischer Logik beruhender Technologien stellt die Grundlage heutiger medial vermittelter Kommunikation dar. Diese Entwicklung wurde in der Nachrichtentechnik der 1940er-/50er-Jahre in der Kybernetik durchgesetzt. Wird in einem reduktionistischen Formalismus das Semiotisch-Formale absolut gesetzt, bedeutet dies, dass die semantische Reinterpretation einer Nachricht von seinem Wirklichkeitsbezug entkoppelt wurde und eine logische Aussage in einem Kalkül letztendlich willkürlich beziehungsweise nicht gegeben ist. Es sei darauf hingewiesen, dass die cartesianische Trennung sich nicht nur in neurowissenschaftlicher Auseinandersetzung niedergeschlagen hat, sondern sich auch im Sprachverständnis und in der Satzstruktur der Mathematischen Logik wiederfindet, ebenso wie in der symbolischen Sprache der Mathematik, die zwischen Syntax und Semantik unterscheidet. Die Trennung von Gehirn und Geist, Mind and Brain, Hirnmaterie und Denkprozess, sind Dualismen, die kaum überwindbar scheinen. Die Schwierigkeit, diese deutlich miteinander verwobenen, aber nicht gänzlich ineinander aufgehenden Untersuchungsgegenstände zu (er-)fassen und zu (be-)greifen, ist nach wie vor ein Hauptstreitpunkt in der Disziplin.

Im nächsten Kapitel möchte ich aufzeigen, wie sich die in diesem Kapitel beschriebene Mathematische Logik durch den im 19. Jahrhundert verbreiteten empirischen Materialismus Newtons über die Physik in die Physiologie und später in die Mechanik des Geistes einschreibt. Die Physik öffnet sich

im 18. Jahrhundert der Mathematik, um sich mit ihrer Hilfe die Welt zu erschließen. Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Implementierung der Mathematischen Logik zu einer Art *mathematischen Erfahrung* führte, da die physikalischen Gesetze zwar aus der Erfahrung herrühren; um sie aber auszudrücken, braucht es eine spezielle Sprache, die Sprache der Mathematik. »Ohne diese Sprache wäre uns der größte Teil des tieferen Zusammenhanges der Dinge für alle Zeiten unbekannt geblieben und wir wären uns niemals der innersten Harmonie der Welt bewußt geworden, die, wie wir sehen werden, die einzige wahrhafte Wirklichkeit ist.« (Poincaré 1906, 10)

Kapitel 2: Zeit der Umbrüche

1 Zeit der Übersetzungen

Im ersten Kapitel wurden die Anfänge der symbolisch-mathematischen Logik umrissen, mit ihr die sukzessive Neuausrichtung der Logik als erkenntnistheoretisches Werkzeug in der Physik und physikalischen Experimenten. Unter Mathematik wird im Zusammenhang mit mathematischer Logik nun nicht mehr allein die Disziplin, die mit Zahlen arbeitet, verstanden, sondern die Wissenschaft, die auf Gleichungen, infinitiven und differenzialen mathematischen Gesetzmäßigkeiten und der Verwendung einer symbolischen Sprache beruht. Das erkenntnistheoretische Tool der symbolisch-mathematischen Logik eröffnete neue empirische Zugänge zur Vermessung des Menschen und der Welt, die wiederum ganz konkret zur induktiven Methode und der Herausbildung naturwissenschaftlicher Disziplinen führte. Während die im ersten Kapitel geschilderten Entwicklungen vor allem der wissenschaftlichen Rhetorik des Reduktionismus zuzuschreiben sind, geht es in diesem Kapitel um die Ansätze, die eine Erweiterung des Reduktionismus anstreben und die sich im Allgemeinen der Komplexität verschrieben haben. In der weiteren Geschichte der Implementierung mathematischer Logik ist die Richtung allerdings linear: Die Versuche, Komplexität mathematisch und statistisch einzufangen, bauen auf den Vorannahmen des Reduktionismus auf, das heißt, das, was vormals formalisiert und habhaft gemacht worden war, wurde unter Zuhilfenahme von Wahrscheinlichkeitsrechnung und Stochastik einer vermeintlichen Komplexität zugeführt. Und so sind auch Neuronale Netzwerke letztlich ein Versuch, ›Komplexität‹ mathematisch einzufangen. Gleichzeitig basieren die Modelle künstlicher Neuronaler Netze auf einer mathematischen Verfasstheit von epistemologisch entscheidenden Konzepten der Komplexität, der Wahrscheinlichkeit, aber auch von Zeitlichkeit und Zufall

(s. hierzu Kap. 3), was wiederum das Unterfangen, organische Komplexität zu simulieren, grundlegend begrenzt.

Nachdem im ersten Kapitel die Geschichte der Mathematischen Logik aufgerollt wurde, wird es im zweiten Kapitel um die Entstehungsgeschichte der Computational Neurosciences gehen. Hierzu werden insbesondere zwei Bereiche näher betrachtet, die sich zunächst getrennt entwickeln und in den Computational Neurosciences zusammengeführt werden: Der erste Strang beinhaltet die Entstehung der beiden wissenschaftlichen Disziplinen, der Physiologie und der Neuroanatomie, deren Forschungen zu wichtigen Erkenntnissen über Neuronen und Synapsen führten, auf die sich die Computational Neurosciences heute noch stützen. Der zweite Strang folgt der Entstehung einer auf mathematischen Berechnungen basierenden neurowissenschaftlichen Disziplin. Nicht die Idee eines Netzwerkes stand hier Pate für die Konzeptualisierung neuronaler Aktivität, stattdessen ist der umgekehrte Fall richtig: Ausgehend von dem Wunsch, Berechnungen über die synaptische Aktivität anstellen zu können, wurden Ansätze aus der Elektrotechnik übernommen, die durch das ›netzartige‹ Hintereinanderschalten synaptischer Einheiten im Sinne einer elektrotechnischen Reihenschaltung die Gestalt einer Art Netzwerk annahmen. Gehirne wurden als »serielle Rechenmaschinen« (König/Engel 1998, 157) imaginiert, wofür Claude Shannons mathematische Informationstheorie aus dem Jahr 1948 eine wichtige Wegmarke festlegte, in der Informationsverarbeitung als seriell und linear verstanden wurde. Der damals entwickelte Gedanke, die Gesetzmäßigkeiten neuronaler Aktivität in eine Reihenschaltung zu bringen, ist heute um komplexere stochastische Berechnungen erweitert und mithilfe rechenstarker Computer beschleunigt und gilt in dieser Form als der bedeutendste Ansatz in den Computational Neurosciences und der künstlichen Intelligenzforschung. Es geht daher im Folgenden um diejenigen Untersuchungsmethoden beziehungsweise Disziplinen, in denen der Wechsel von empirischer Messung zur Modellierung und Simulation von Prozessen stattfand, namentlich die Nachrichtentechnik, die Kybernetik, die daraus hervorgehende Kognitionswissenschaft und der Konnektionismus. Für das Verständnis der Computational Neurosciences muss diese Disziplin zunächst ganz klar von der künstlichen Intelligenz (KI) unterschieden werden. In ihrer Entstehungsgeschichte und teilweise auch in ihren Anwendungsbereichen und den verwendeten Methoden gibt es große Überschneidungen. Und auch zukünftig werden einige Bereiche der Neurowissenschaft enger mit KI zusammenwachsen. Dies zumindest zeigt sich in der thematischen Ausrichtung derjenigen Großprojekte, die von den For-

schungseinrichtungen der EU und den USA in den letzten Jahren finanziert wurden (plus vieler privatwirtschaftlicher Initiativen von Google, Amazon und Facebook – um nur die größten zu nennen, die sich an der Forschung zu KI beteiligen). Gehen wir zunächst historisch an den Anfang zurück und wenden uns der Miniaturisierung des Blicks und der Fragmentierung des Stofflichen in der Physiologie und der Anatomie zu.

1.1 Miniaturisierung des Blicks, Fragmentierung und Übersetzung des Stofflichen in Wellenform

Physiologie ist die Lehre vom Zusammenwirken physikalischer und biochemischer Vorgänge und untersucht biophysikalische Prozesse in Zellen, Geweben und Organen von Lebewesen. Der Stoffwechsel rückt in den Fokus verschiedenster Disziplinen wie etwa der Medizin, Biologie, Chemie und Physik. Die Physiologie wurde so schon früh zu einer Fachdisziplin, die sich mit den Vorgängen im gesamten Organismus wie Blutfluss, Stoffwechsel, Säften etc. beschäftigte und sich aus dem Wissen verschiedenster Fachrichtungen speiste.

Die Physiologie untersuchte durch Reize ausgelöste physische Sinneswahrnehmungen und ihre elektrischen Impulse zunächst als einzelne Teile des zentralen Nervensystems. Ende des 18. Jahrhunderts änderte sich dies grundlegend durch die Arbeiten Joseph Fouriers, der das mathematische Werkzeug für die Berechnung physikalischer Eigenschaften lieferte. Etwa ein halbes Jahrhundert nach Fouriers Entdeckungen begannen zuerst Hermann von Helmholtz, dann Gustav Theodor Fechner, größere Zusammenhänge menschlicher Sinnessysteme zu erforschen und sich der quantitativen Untersuchung der durch Sinneswahrnehmungen ausgelösten Empfindungen (Emotionen/Gefühle) zu widmen. Die wissenschaftliche Disziplin, die sich mit den quantitativen Beziehungen von Reizintensität und Empfindungsstärke befasst, bezeichnet man als Psychophysik. Die von Gustav Theodor Fechner (1801–1887) begründete Psychophysik baut auf der experimentellen Psychologie auf und stellt den Versuch dar, Wechselbeziehungen zwischen subjektivem psychischem (mentalem) Erleben und quantitativ messbaren Reizen zu beschreiben. Wenden wir uns zunächst den Entdeckungen Joseph Fouriers zu.

Fourier

Das Lebenswerk des Mathematikers und Physikers Jean-Baptiste Joseph Fourier (1768–1830) reiht sich in die im 19. Jahrhundert zuspitzende Miniaturisierung des Blicks und der Fragmentierung des Stofflichen ein. Ein Blick, der sich anschickte, ausgelöst einerseits durch die erhöhte Empfindlichkeit von Messmethoden, andererseits durch neue mathematische Werkzeuge, die Welt und seine physikalischen Objekte in immer kleinere Einheiten aufzugliedern. Fragmentarisierung meint hier dezidiert nicht Atomisierung, nicht die Zerlegung einheitlicher Objekte in seine Einzelteile, sondern verweist auf eine neue Qualität, die die Physik in Zusammenarbeit mit der Mathematik hervorbrachte: die Übertragung physikalischer Eigenschaften in Sinus- und Kosinuskurven. Fouriers Arbeit *Théorie analytique de la chaleur* von 1822 (ins Englische übersetzt 1878) stellt Gesetze auf, die die Ausbreitung von Wärme in Festkörpern mathematisch erfassen können. Mit dieser Herangehensweise bricht Fourier mit dem Materieverständnis der griechisch-atomistisch monadischen Theorie, also mit der aus kleinen Grundeinheiten zusammengesetzten Vorstellung von Materie und dem Universum, und wendet sich einer oszillierenden und prozesshaften Auffassung physikalischer Phänomene zu. Fourier war überzeugt davon, dass es mathematisch ausdrückbare Naturgesetze gibt und dass diese durch eine mathematisch formalisierte Sprache beschrieben werden können: Er schreibt: »Heat, like gravity, penetrates every substance of the universe, its rays occupy all parts of space. The object of our work is to set forth the mathematical laws which this element obeys.« (1878, 1) Fourier löst mit seinen sogenannten Fourier-Reihen auch ein grundlegendes mathematisches Problem: das der Wellenberechnung. Bereits von Leonard Euler vorausgedacht, wurde sie erst durch Fouriers Arbeiten möglich. Vor allem die Berechnung von Signalsprüngen in Schwingungskurven ließen sich vor Fourier nicht berechnen, höchstens zeichnen. Erst mithilfe der Fourier-Reihen werden auch die Signalsprünge als reguläre Funktionen von t berechenbar.

Mit der Auflösung physikalischer Eigenschaften in charakteristische, periodisch auftretende Wellenfunktionen wollte Fourier ein universales Beschreibungs- und Berechnungsmodell für alle Naturerscheinungen erschaffen beziehungsweise extrahieren, denn für Fourier stand fest, dass die mathematische Analyse den Beobachtungen vorausgeht und dass die Mathematik unsere Sinne ersetzt: »Mathematical analysis has therefore necessary relations with sensible phenomena; its object is not created by

human intelligence; it is a pre-existent element of the universal order, and is not in any way contingent or fortuitous; it is imprinted throughout all nature.« (Ebd., 25)

In seinen Untersuchungen fiel Fourier auf, dass die Ausbreitung von Wärme logarithmischen Gesetzen folgt und somit ein Zusammenhang zwischen den von ihm untersuchten Naturerscheinungen und der abstrakten Zahlentheorie besteht. Darüber fand er die mathematischen Methoden der Fourier-Reihen und Fourier-Integrale, die eine Reihe von Funktionen beschreiben, die durch die Summen von Sinus- und Kosinusfunktionen ausgedrückt werden. Anfänglich dienten sie Fourier dazu, die Ausbreitung von Wärme in Festkörpern berechenbar zu machen. Mithilfe der Fourier-Reihen gelingt es, unstete, unregelmäßige Ausbreitungsentwicklungen in so kleine (Zeit-)Abschnitte zu unterteilen, bis sie periodisch auftreten und berechenbar werden. Die Suche nach und die Annahme von steter und unsteter Periodizität in Prozessen wird zu einer wichtigen Vorannahme für das Berechnen komplexer Systeme (s. Kap. 3). Aus diesen Überlegungen entwickelte er die Fourier-Analyse, die hauptsächlich dazu verwendet wird, aperiodische Signale in ein kontinuierliches Spektrum zu zerlegen. Aus der Summe dieser Frequenzanteile lässt sich das Signal später wieder rekonstruieren. Fourier-Reihen und die Fourier-Transformationen stellen bis heute wichtige Anwendungen für die Komprimierung und Speicherung großer Datenmengen dar.

Die epistemologischen Effekte durch Fouriers Denken und seine Erweiterung des Funktionsbegriffs um die unstetigen Funktionen waren zahlreich. Zuerst für die experimentelle Mathematik, denn »seine Forderung nach der praktischen Anwendbarkeit mathematisch formulierter Zusammenhänge [spielte] eine große Rolle für die nachfolgenden Entwicklungen« (Donner 2006, 6). Hierfür stellen die von ihm aufgestellten Fourier-Reihen sowie die nach ihm benannte Fourier-Transformation eine wichtige Grundlage für verschiedene Übersetzungsprozesse dar. Fourier-Reihen werden zum Beispiel in der Fourier-Transformation eingesetzt, ein Übersetzungsschritt, mit dem die Information von Bilddaten zum Zwecke ihrer Digitalisierung zwischengespeichert wird. Die Fourier-Reihen ermöglichten eine mathematische Übersetzung physikalischer Prozesse durch die Charakterisierung anhand ihrer spezifischen Wellenfunktionen. Fourier begriff physikalische Phänomene wie Wärme als Summe von Schwingungen und zerlegte diese in charakteristische Sinus- oder Kosinuskurven, um sie miteinander vergleichen zu können. Durch die Erforschung von Wärmeflüssen entfaltete Fourier die Methode der Dimensionsanalyse, die es ihm ermöglichte, die physische

Welt konzeptionell in diskrete (und damit berechenbare) Frequenzen und Funktionen zu übersetzen.

Ausgehend von diesem Verständnis einer nach mathematischen Regeln aufgestellten Welt aus Sinus- und Kosinusschwingungen, steht Fourier auch für den Übergang von der Analyse zur Synthese von Daten. Fourier entwickelte einen Weg, um feste Körper und ihre physischen Eigenschaften in Zahlen auszudrücken. Darüber hinaus gelang es ihm, diese Eigenschaften nicht mehr nur einzeln für sich genommen zu analysieren, sondern sie miteinander ins Verhältnis zu setzen, zu synthetisieren. Die Übersetzung von Signalwerten in ihre einzelnen Wellenfunktionen ist heute unerlässlicher denn je für die Übersetzungen fester Körper ins Digitale, wie zum Beispiel für die digitale Bildverarbeitung, die auf Fourier-Reihen und Fourier-Transformationen zurückgreift. Für den Medienwissenschaftler Bernhard Siegert hört die Materie mit Fourier auf, »newtonianisch zu sein. Die Materie Fouriers wabert.« (Siegert 2003, 242) Mit dem Rekurs auf das ›wabernde‹ Zeitalter, in das wir durch die Weiterentwicklung der Gesetze der Thermodynamik und der Wahrscheinlichkeitstheorie mit Beginn des 20. Jahrhunderts eingetreten sind, verweist Siegert auf die konkreten Effekte, die die Wellentheorie und die Wahrscheinlichkeitstheorie auf die Entstehung der Digitalisierung wie der digitalen Bildverarbeitung hatte (Siegert 2003; vgl. Donner 2006).

Helmholtz

Der Physiologe und Physiker Hermann von Helmholtz (1821–1894) schloss hier direkt an Fourier an, war er es doch, der als Erster erfolgreich die von Fourier entdeckten Fourier-Reihen für die Zerlegung von Tonsignalen verwendete. Helmholtz trug wesentlich zur Begründung der experimentellen Physiologie bei und wurde bereits in jungen Jahren durch seine Versuche zur Messung der Nervenleitgeschwindigkeit bei Fröschen einem breiten Publikum bekannt.

Helmholtz gilt als äußerst vielseitiger und umtriebiger Wissenschaftler. Für diese Abhandlung ist er vor allem aus zwei Gründen interessant: einerseits wegen seiner Ausformulierung des Energieerhaltungssatzes, der über kurz oder lang zu der Annahme nicht linearer Prozesse beitrug, was wiederum zu einer völlig neuen Mathematik und Physik geführt hat (s. Komplexitätstheorie in Kap. 3). Andererseits wegen seiner Reaktivierung eines mechanistischen Menschenbildes, auch und besonders im Bereich der experimentellen Physiologie.

Helmholtz war der Auffassung, dass in der Biologie und Physiologie keine anderen Konzepte als die der Mathematik, Physik und Chemie nötig seien. Seine Schrift *Über die Erhaltung der Kraft* (1847) enthält zu Beginn eine Einführung in die erkenntnistheoretischen und naturphilosophischen Voraussetzungen des Energieprinzips und endet mit der Programmatik einer mechanistischen Naturanschauung. Eben jene Schrift enthält erste Grundüberlegungen eines Energieerhaltungssatzes, der die Unzerstörbarkeit von Energie beschreibt. Der Energieerhaltungssatz wiederum führte im Folgenden zur Formulierung des ersten Hauptsatzes der Thermodynamik und damit zu den Anfängen nicht-linearer Systeme, die später als komplexe Systeme beschrieben werden (s. Kap. 3).

In seinen Arbeiten legte Helmholtz wichtige Grundsteine für die Psychophysik, etwa für die Frage, wie sensorische Messungen aussehen müssten, um die Hervorbringung psychologischer Zustände des Gehirns durch spezifische Reize zu untersuchen.[1] Helmholtz kann demnach mit seinen umfangreichen Arbeiten über Sinneswahrnehmungen als Vordenker der Psychophysik und auch in Teilen der Kognitionswissenschaften gelten – die bis heute zentrale Disziplinen der Hirnforschung darstellen. Diese Ansichten finden sich in den Netzwerkalgorithmen, die als Helmholtz-Machine bezeichnet werden, wieder. Die Namensgeber beziehen sich in einem Paper mit dem Namen *The Helmholtz Machine* (Dayan et al. 1995) explizit auf Helmholtz und seine Theorie, das menschliche Wahrnehmungssystem als eine statistische Schlussfolgerungsmaschine anzusehen. »Following Helmholtz, we view the human perceptual system as a statistical inference engine whose function is to infer the probable causes of sensory input.« (Ebd., 1) Eine Helmholtz-Maschine besteht aus zwei Netzwerken: einem Bottom-up-Erkennungsalgorithmus, der die Daten als Input entgegennimmt und eine Verteilung über verborgene Variablen erzeugt, und einem erzeugenden Top-down-Netz, das die Werte der verborgenen Variablen und die Daten rekursiv selbst erzeugt (mehr hierzu in Kap. 2).

Die Labore des 19. Jahrhunderts brachten weitere Theorien und Methoden auf dem Feld der physiologischen Forschung hervor, die Antworten auf die Fragen rund um die Philosophie des Geistes und der möglichen Verbundenheit von Geist und Körper liefern sollten. Zwei weitere, sehr unterschiedliche

1 Es gilt als umstritten, ob Helmholtz (auch) zu den Begründern einer empirischen Psychologie gezählt werden kann (Mausfeld 1994).

Ansätze sollen hier noch genannt und kurz vorgestellt werden: die Psychophysik Gustav Theodor Fechners und Siegmund Exners Theorie der assoziativen Verbindungen des Gehirns, die als Vorläufertheorie heutiger Neuronaler Netzwerktheorien gesehen werden kann.

Fechner

Gustav Theodor Fechner (1801–1887) wurde bekannt als Begründer der Psychophysik (vgl. 1877), der experimentellen Psychologie und der experimentellen Ästhetik (vgl. 1871). Durch das Zusammenbringen dieser drei Bereiche, die jeweils eine methodische Herangehensweise beschreiben, bereitete Fechner den Weg für die induktive Metaphysik, eine im naturwissenschaftlichen Sinne betriebene Psychologie, in der Experiment, Erfahrung und Metaphysik miteinander verknüpft werden. In der experimentellen Ästhetik wird Ästhetik als individuell erlebter Wert verstanden, der dadurch erstmals als Grundlage für die induktive empirische Forschung fruchtbar gemacht werden konnte. Induktiv meint vom Besonderen zum Allgemeinen zu schließen, dass heißt, die individuell erlebten ästhetischen Werte/Daten werden zum Ausgangspunkt weiterer theoretischer Überlegungen und Verallgemeinerungen. Der zugrunde gelegte Gedanke der induktiven Metaphysik ist demnach, dass für die Erfassung der Wirklichkeit von der Erfahrung ausgegangen wird, in der Interpretation des Erlebten aber der Forschende über sich selbst hinausreichen soll.

> Von der klassischen Metaphysik der Antike und des Mittelalters unterscheidet sich die induktive Metaphysik dadurch, daß jetzt die Erfahrung in einem viel weiteren Umfang als damals beigezogen wird, nämlich in der ganzen Breite der modernen Forschung, daß diese positive Erfahrung maßgebliche Erkenntnisquelle bleibt im Unterschied zu der geistphilosophischen Methode und daß die Ergebnisse dementsprechend als vorgreifende Abrundungen der empirischen Forschung nur hypothetischen Charakter tragen. (Geschichte der Philosophie, 545)

Nicht das Überschreiten der Sinne ist das Ziel, sondern in der induktiven Metaphysik ist man prinzipiell an die sinnliche Erfahrung gebunden und »das Hinausführen über die Erfahrung nur ein Vorgriff auf das vermutliche Ergebnis noch zu gewinnender Erfahrung, der gemacht wird, um nicht bei einem Stückwerk stehenbleiben zu müssen« (ebd., 546). Ausgehend von der Idee einer induktiven Metaphysik, begründete Fechner 1860 die Methode der Psy-

chophysik als Teilgebiet der experimentellen Psychologie, was sie zu einem der ältesten kognitiven Forschungsgebiete macht, die bis heute Anwendung findet. Ziel der Psychophysik ist es, Zusammenhänge von Reiz und Erleben empirisch zu untersuchen und die gesetzmäßigen Wechselbeziehungen zwischen subjektivem psychischem (mentalem) Erleben und quantitativ messbaren, objektiven physikalischen Reizen zu bestimmen. Als völlig neuer Ansatz, um sich der Frage nach dem Zusammenhang von Leib-Seele/Gehirn und Geist zu nähern, inspirierte Fechner mit der Psychophysik viele Wissenschaftler*innen wie den Physiologen Ernst Mach, den Soziologen Max Weber und den Psychologen Sigmund Freud, und auch Helmholtz ist Anhänger der psychophysischen Methode, um nur einige zu nennen.

Der Zusammenschluss von Psychologie und Physik in der Psychophysik Fechners funktionierte deswegen, weil er die Psychologie rein als Naturwissenschaft ansah, in der die Psyche, wie die Physik, mit experimentell-empirischen Methoden untersucht werden könne. Damit unterwarf Fechner die Psyche den Prämissen der mathematischen Modellierung von Wahrnehmungs- und Denkprozessen, auch im kognitiven und motorischen Bereich, deren Berechenbarkeit sich aus ihrer Regelhaftigkeit ergibt und in der quantifizierbare Reizmerkmale mit quantifizierbarem Verhalten in Beziehung gesetzt werden. Ein Beispiel für die von Fechner eingeführte Formalisierung der Beziehung von Psyche und Physik ist das Weber-Fechner-Gesetz. Hierin wird der Zuwachs der psychisch/subjektiv empfundenen Stärke von Sinneseindrücken mit dem Zuwachs der objektiv messbaren Intensität des Reizes ins Verhältnis gesetzt, ein Verhältnis, das sich nicht linear ausdrückt, heißt: dass die Intensität der subjektiven Sinneserfahrung nicht linear mit dem physischen Reiz steigt, sondern in logarithmischer Abhängigkeit steht. Einschränkend sollte erwähnt werden, dass dieses Gesetz nur für einen sehr eingeschränkten Bereich mittlerer Reizintensität gilt.

1.2 Vorläufertheorien Neuronaler Netze – Exner

Bevor Neuronale Netze in ihrer mathematischen Ausgestaltung zur Lösung für fast alles wurden, mussten sie zunächst aufgespürt, beschrieben und modelliert werden. Ihre Entdeckung – oder auch Erfindung – ist voller Brüche und nahm einige Zeit in Anspruch. Lange vor der mathematischen Konzeptionalisierung Neuronaler Netzwerke wurde diskutiert, wie die neuronale Masse aufgebaut ist und was sie ausmacht: ob die Grundlagen für die Bewältigung der vielfältigen Aufgaben, die das Gehirn verrichtet, im einzelnen Neuron

zu verorten sei oder in seiner syncytialen Anordnung als vielkerniger durch die Verschmelzung von ursprünglich einkernigen Zellen entstandener Plasmakörper (vgl. Lexikon der Neurowissenschaft; Spektrum der Wissenschaft). Erst in den 1950er-Jahren wurde mithilfe des Elektronenmikroskops die Auffassung der Existenz diskreter Zellstrukturen im Nervengewebe anatomisch bezeugt.

Im Folgenden werde ich entlang dreier Entwürfe die Entdeckungsgeschichte Neuronaler Netze skizzieren. Diese Ansätze aus der Anatomie, die die Morphologie des Gehirns genauer unter die Lupe nehmen, werden Ende des 19. Jahrhunderts und Anfang des 20. Jahrhunderts eher selten verfolgt. Deutlich mehr Anklang fanden in diesem Zeitraum elektrophysiologische Forschungen, die sich das (zentrale) Nervennetz als galvanisches Geflecht vorstellen. Unter anderem geschieht dies im Anschluss an Helmholtz, aber auch an die in dieser Zeit moderne Elektrotherapie, mit der gezielt »lahme beziehungsweise überreizte Nerven, […] mithilfe elektrischer Stromschläge stimuliert werden sollten«. Eduard Hitzig machte im Jahr 1869 bei seinen Versuchen, die Anwendung der elektrotherapeutischen Methode zu verbessern, die Entdeckung, dass sich durch die Reizung mit Elektroden hinter dem Ohr »unwillkürliche Augenbewegungen« (Hagner 1997, 275) hervorrufen lassen. Diese Entdeckung führte bei ihm zu der Vermutung, dass jede Augenbewegung durch die Reizung zerebraler Areale erzeugt werden kann. Um dieser Vermutung weiter nachzugehen, startete Hitzig zusammen mit Gustav Fritsch, seines Zeichens Anatom, ein Experimentalsystem zur lokalen Reizung zerebraler Hirnregionen, deren Ergebnisse sie in ihrem Buch *Ueber die elektrische Erregbarkeit des Grosshirns* zusammenfassten (vgl. Fitsch 2014, 82).

Siegmund Exners (1846–1926) Arbeit bietet konkrete konzeptionelle Anknüpfungspunkte für das heutige Verständnis Neuronaler Netze. Schon in der Einleitung seines Buches *Entwurf zu einer physiologischen Erklärung der psychischen Erscheinung* (1894) macht Exner deutlich, dass für ihn eine rein elektrophysiologische Erklärung der Reizübertragung im zentralen Nervensystem nicht ausreiche, und frohlockt: »Jetzt hat sich die Ueberzeugung von der Erklärbarkeit dieser Lebensvorgänge auf Grund von chemischen und physikalischen Vorgängen Bahn gebrochen.« (1) Exner bemerkt weiter: »Diese Unmöglichkeit, den motorischen Nerven auf künstlichem Wege in einen continuirlichen Erregungszustand zu versetzen, legt die Frage nahe, ob denn sein natürlicher Erregungszustand, d.h. der durch den Willen hervorgerufene, ein continuirlicher ist. Wir haben Ursache anzunehmen, dass dieses nicht der

Fall ist.« (39) Eindrücklich beschreibt der Physiologe Exner, der unter anderem Medizin in Heidelberg bei Hermann von Helmholtz studiert hatte, wie er die zu seiner Zeit möglichen Visualisierungen einzelner Zellen wie die von Ramón y Cajal und Camillo Golgi mit denen weniger prominenter Präparate der Hirnrinde in Beziehung setzt:

> Als ich dann mit einer anderen Behandlungsweise Einblick in den Bau der Rinde zu gewinnen suchte, erhielt ich Bilder, die von dem genannten in solchem Grade abwichen, […]. Ein Gewirre markhaltiger Nervenfasern in verschiedenen Schichten von wechselndem Charakter tritt zu Tage, während die Nervenzellen nur unvollkommen erkannt werden. (27f.)

Im Anschluss an frühe Arbeiten von Ramón y Cajal geht Exner von der Nervenzelle als funktionales Grundelement des zentralen Nervensystems aus und vermutet, dass diese wie Verschaltungselemente hintereinandergeschaltet sind. Weiter geht er von einem assoziativen Verarbeitungsmodell aus und beschreibt Synapsen als einzelne Verknüpfungsknoten dieses Netzes, die erfahrungsbedingt modifiziert werden. Hochspezifische Kontakte einer Nervenzelle zu einer Vielzahl von näher und weiter entfernt gelagerten Neuronen bieten Erregungskopplungen, aus denen sich komplexe Reflexbahnen im Hirngewebe aufbauen. Erst das Zueinander- beziehungsweise Auseinanderstreben einzelner Komponenten im Gefüge interneuronaler Kontakte, ermöglicht die Informationsweitergabe und stellt die Grundlage für Lernenprozesse dar. »Das Nervengewebe gibt so eine Matrix vor, die über diese Kontaktstellen den Erregungsfluß in dem Gewebe leitet.« (Breidbach 1997, 27f.)

Exner stellt, so der Neurowissenschaftler und Wissenschaftshistoriker Olaf Breidbach, mit diesem Modell einen formalisierten Ansatz der komplex vernetzten Hirnarchitektur auf, wie wir es auch von heutigen Modellen neuronaler Vernetzung kennen. Nicht nur können sich Erregungseingaben überlagern, wodurch einzelne Reizeingänge durch andere Erregungsschübe moduliert werden. Auch verstärken sich die Erregungsschübe durch diese Überlagerung und können so lokale Veränderungen der Verknüpfung in der neuronalen Architektur verursachen. »Jeder Reizverarbeitungsvorgang induziert einen derartigen Rückbezug des Systems auf sich.« (Ebd., 30f.) Durch diese sich überlagernden Erregungseingaben

> in eine Nervenbahn, über eine Erregungsstreuung durch übergeordnete Hirnzentren (Aufmerksamkeit), [kann] eine Nervenverbindung ›gebahnt‹

> werden: Die häufige Benutzung einer Bahn verbessert deren Übertragungseigenschaften. Als potentielle Mechanismen dieser Leitfähigkeitsänderung gibt Exner die Verdickung der Nervenfasern oder auch die lokale Vermehrung der interneuronalen Kontakte an. Schaltstelle zwischen den Neuronen ist – seiner Konzeption zufolge – der Kontaktbereich zwischen den Endverzweigungen des vorgelagerten Neurons (dem Endbäumchen) und dem Zellkörper der nachgeordneten Zelle. (Ebd., 32)

Viele bis nahezu alle der hier aufgeführten, von Exner beschriebenen Charakteristika Neuronaler Netzwerke können in den »neo-konnektionistischen Grundideen der derzeitigen kognitiven Neurowissenschaften« (ebd., 31) nachgewiesen werden. So wird zum Beispiel die Mechanik der Denkvorgänge durch die Konnektivität der Nervenzellen hervorgerufen. Auf Exners Konzept der Transformation von sensorischen zu motorischen Karten rekurrieren die »modernen Realisationen der visuellen Steuerung von Bewegungselementen in parallelverarbeitenden Computern« (ebd., 29). Breidbach merkt an, dass Exners Konzept der Neuronalen selbstverwalteten Netze keineswegs ungewöhnlich ist für seine Zeit. »Vielmehr zeichnet er, in einer ansonsten allerdings seltenen Präzision, nur mehr das Bild der Hirnfunktionen nach, daß in den letzten Dezennien des 19. Jahrhunderts für einen Großteil der Hirnforscher bestimmend war.« (Ebd., 32)

1.3 Funktionsmorphologische Entdeckungen – das Neuron und die Synapsen

Der Mediziner und Physiologe Camillo Golgi (1843–1926) hatte angelehnt an die Färbetechnik der Fotografie herausgefunden, dass durch das Behandeln des Gehirngewebes mit Silbernitrat Neuronenstrukturen des Gehirns dunkel gefärbt werden, wodurch die Struktur einzelner Neuronen im Detail hervortritt. Für Golgi waren diese eingefärbten Gewebestrukturen ein Beweis dafür, dass Neuronen durchgängig miteinander verbunden sind und ein Geflecht ergeben, das sich aus untereinander verbundenen Zellen zusammensetzt. Während Golgi also meinte, »einen feinen Faserfilz abzubilden« (Golgi 1890), kam Ramón y Cajal hingegen durch den Einsatz und die Weiterentwicklung von Golgis Methode zu dem Schluss, dass das Gehirn aus autonomen Zellen bestehe. Anstelle eines zusammenhängenden Netzes schlug Cajal daher die Theorie des einzelnen Neurons vor, das über spezielle Verbindungen – die Synapsen – mit anderen Neuronen kommuniziere. Santiago Ramón y

Cajal (1852–1934) war Anatom und sammelte eine Vielzahl der histologischen Daten, die zu seiner Zeit angefertigt wurden, beziehungsweise fertigte diese mithilfe der von Golgi entwickelten Methode selbst an – wofür er große Berühmtheit über seine Zeit hinaus erlangte. Für Cajal, wie für Exner, ist die Nervenzelle ein integraler Baustein, aus dessen Verständnis eine Analyse komplexer Hirnfunktionen möglich wird, für das er mit seinen bis in die feinsten Hirnverästelungen aufgelösten Visualisierungen sorgen wollte (vgl. Breidbach 1997, 217). Auch für Cajal wird immer mehr die Synapse zum Dreh- und Angelpunkt. Er ist bereits früh von der chemischen Übertragung in der Synapse überzeugt (vgl. Gassen 2008). Durch seine histologischen Visualisierungen konnte Cajal Zelltypen identifizieren und in ihrem Gewebezusammenhang darstellen, wodurch er ein komplexes dreidimensionales Bild realer Verknüpfungen/Darstellungen der zellulären Konstitution des Hirns erhielt. Zumindest bis zu einem gewissen Grad konnten die neuroanatomischen Darstellungen Cajals Aussagen über die funktionelle Analyse solcher Neuroarchitekturen treffen. Dies galt wenigstens für den Bereich zur primären Reizverarbeitung, nicht aber in den Bereichen der assoziativen, also der höheren Funktionen der Hirnrinde. Hier konnten keine klaren Kopplungen an etwaige sensorische Nervengewebebereiche gefunden werden (vgl. Breidbach 1997, 213).

Charles Scott Sherringtons (1857–1952) Arbeit ist ebenfalls relevant für die heutige Konzeption Neuronaler Netzwerke. Gemeinsam mit Charles Roy beschrieb Sherrington im Jahr 1890 die Regulation des Blutflusses im Gehirn – eine für die Physiologie sehr bedeutsame Erkenntnis, dass das Gehirn über lokale Blutversorgungssysteme verfügt und dass diese mit dem Auftreten funktioneller Aktivität verbunden sind (vgl. Roy/Sherrington 1890, dazu Fitsch 2014, 83). 1897 beschrieb er die Arbeitsweise der Synapse und gab ihr ihren Namen. Im Anschluss daran widmete er seine Untersuchungen der »zentralen Maschinerie der Reflexleitung« (Breidbach 1997, 266) und wies nach, dass die Träger dieser Reflexleitung einzelne Neuronen sind, die eigentlich integrierenden Einheiten aber die untereinander aufgebauten Verbindungen darstellen. Damit hatte Sherrington »den Grundbaustein der interneuronalen Verschaltung identifizier[t]: die Synapse. […] Ein Neuron, das zeigte Sherrington auf, war demnach keine in sich bestehende Reaktionseinheit, vielmehr gewann es seine Reaktionsqualität erst durch den Modus der Verschaltung.« (Ebd.)

Mit diesem Fokuswechsel vom Neuron auf dessen Kontaktstellen, die Synapsen, konnte Sherrington weitere Spezifizierungen dieser Zwischenverbin-

dungen vornehmen. »Eine Kontaktregion zwischen zwei Neuronen formiere eine Barriere, die es erlaube, zwei Zellen miteinander zu verkoppeln und damit einen geordneten Durchfluß von Erregung im Nervensystem zu ermöglichen.« (Ebd., 267) Um den Durchfluss zu gewährleisten, sind die Zellen eng aneinandergelagert, aber in abgetrennte Reaktionsräume aufgeteilt, deren synaptische Kontaktregionen nicht verschmolzen sind, sondern durch Zellmembran getrennt. Die Weiterleitung in diesen Zellmembranen ist durch Ionentransfer, Potenzialdifferenz und Akkumulation von Ladung organisiert, das heißt spezifische Reaktionen der Zellen, die sich messen lassen. Mit dieser Theorie schuf Sherrington den Ausgangspunkt für weitere neurobiologisch-physiologische Forschungen, und eben die Beschreibung und Messung dieser synaptischen Reaktionen der Zellmembran und der Ionenweiterleitung ist das methodische Werkzeug der Computational Neurosciences. Gleichzeitig hielt Sherrington an der holzschnittartigen »Lokalisationsidee im Gehirn fest und begründet im Anschluss an die Phrenologie sogar eine Neophrenologie« (ebd., 269).

Bereits Ende des 19. Jahrhunderts hatte Exner ein Neuronenmodell entwickelt, das, ausgehend von der Tätigkeit der Synapse, die lokalen Veränderungen der Erregungskopplung von Zellen beschreibt. In diesem Modelle bilden diese neuronalen Zellen bei ihrer gleichzeitigen Erregung eine Einheit, das bedeutet, auch das Konzept eines Zusammenwirkens in Neuronalen Netzwerken wurde von Exner vorweggenommen. Dieses Konzept wurde erst 50 Jahre später im 20. Jahrhundert aufgegriffen, ohne allerdings auf Exner zu verweisen. Auf Cajal hingegen wird sich innerhalb der Computational Neurosciences sehr viel bezogen. Ein Beispiel aus der neueren Geschichte zeigt, dass der Rekurs auf Cajals Arbeiten vor allem auf sein visuelles Vermächtnis abzielt. Cajals Sichtbarmachungen einzelner Neuronen, die durch ihre starke Vergrößerung in all ihrer Feinheit in ihrem Verbund dargestellt werden, sind ikonisch geworden und dienen aktuell den Neurowissenschaftler*innen rund um das Blue-Brain-Projekt als ästhetisches Erbe, um auf eine vermeintlich ›authentische‹ Rekonstruktion und Darstellung des neuronalen Gewebes Bezug nehmen zu können und die eigene Arbeit, die größtenteils auf visuellen Simulationen beruht, in die Tradition Cajals und damit seiner ›ehrlichen‹ Handarbeit im Labor zu stellen: »If Cajal was here, […] he would be very happy about what we are doing. In the 21st century, the HBP would extend Cajal's vision to reconstruct and preserve brain data digitally in the computer, forever« (Mahfoud 2018, 179). Die englische Wissenschaftshistorikerin Tara Mahfoud interpretiert diese Inszenierung als Reinkarnation von Cajals Vi-

sion, denn ganz so, wie Cajal unermüdlich daran arbeitete, Neuronen in zwei Dimensionen abzubilden, würde das Human-Brain-Projekt diese Arbeit in vier Dimensionen durchführen: »[…] – reconstructing cells and classifying them, studying the rules underlying their growth, building algorithms to digitally synthesise and classify neurons, mapping neurons onto the landscape of the digitised brain, and finally running these models in simulation over time – the fourth dimension.« (Ebd., 180)

Wie ich bereits weiter oben ausgeführt habe, war das exnersche, cajalsche und sherringtonsche Verständnis neuronaler Funktionsweisen ein neuromorphologisches, heißt, hier wurde erstmals der Schwerpunkt auf Struktur und Form von Organismen gelegt.

> Since Cajal, there have been so many revisions to how scientists understand the function of different cells. In the 1940s, Eccles, Hodgkin and Huxley made it possible to record the electrical behaviour of single neuron cells, and to classify neurons by their electrical behaviour. More recently, the Allen Institute for Brain Science has begun to classify cells based on genetic expression, and others are arguing for classification based on cells' molecular phenotype. But the most common ways of classifying cells remain based on either their anatomical or electrical properties. This is why the largest databases of single neuron cells are NeuroMorpho and NeuroElectro […]. (Ebd., 198)

Im Folgenden werden wir den Pfad der anatomisch-morphologischen Funktionsweise des Gehirns wieder verlassen und uns einer Theorie zuwenden, die aus den Überlegungen der Nachrichtentechnik und der Elektrotechnik herrührt. Die ›Mechanisierung des Geistes‹ sowie mechanische Neuronenmodelle bilden weitere wichtige Stränge, um das Konzept der künstlichen Neuronalen Netze zu verstehen. Ausschlaggebend für diese Entwicklung war zunächst ein Durchbruch auf dem Gebiet der Logik beziehungsweise der Entscheidungslogik. Die von Alan Turing möglich gemachte Algorithmisierung von Entscheidungsschritten ist ein wichtiger Schlüssel für die weitere Implementierung der Mathematischen Logik in die Erkenntnisproduktion, fügt sie sich doch nahtlos in die boolsche Algebraisierung der Aussagenlogik ein, in der eine Aussage entweder wahr oder falsch sein muss: Bei Turing muss eine Entscheidung entweder mit ja oder nein zu beantworten sein.

2 Neuronenmodelle. Die Subsumierung neuronaler Aktivität unter die Logik Neuronaler Netze

Anfang des 20. Jahrhunderts, etwa 150 Jahre nach Leibniz' ersten Versuchen einer universalen Sprache und 50 Jahre nach Fouriers Entdeckung, feste Körper durch ihre physikalischen Eigenschaften beschreiben zu können, entwickelten sich die zunächst nur addierenden und subtrahierenden, später auch multiplizierenden und dividierenden Rechenmaschinen durch die Lösung eines grundlegenden Problems weiter: Das Entscheidungsproblem wurde von Alan Turing so gelöst, dass es in Maschinen implementiert werden konnte. Ab den 1940er- und 1950er-Jahren verbinden sich dann verschiedene Konzepte ungleicher Disziplinen, bringen die Informatik und ein neues Neuronenmodell hervor.

2.1 Die Lösung des Entscheidungsproblems – Turing

Zunächst galt es, das Entscheidungsproblem, das bereits Mitte des 19. Jahrhunderts als mathematisches ›Problem‹ konstatiert wurde, zu lösen. Das Entscheidungsproblem stellte sich die Frage, ob es einen Algorithmus gibt, mit dem alle Entscheidungsfragen so ausgedrückt werden können, dass man sie einfach beantworten kann. Das Entscheidungsproblem wurde von dem Mathematiker und Informatiker Alan Turing (1912–1954) durch den Bau einer Maschine und durch einen Entscheidungsalgorithmus in eine wegweisende Richtung gebracht.

Das Entscheidungsproblem bezieht sich prinzipiell auf die Schwierigkeit, Aussagen so zu definieren, dass sie maschinell berechnet werden können. Es musste ein allgemeines Verfahren festgelegt werden, um zu entscheiden, ob ein theoretischer Satz als korrekt identifiziert werden kann oder nicht. Turing hat hierfür die Frage, was einen Algorithmus ausmacht, präzisiert und ermöglichte dadurch die sequenzielle Berechnung einer Kette von Algorithmen ohne menschliches Eingreifen durch den Bau einer Maschine, die nach Beantwortung eines Algorithmus weitere nachfolgende Optionen vorschlug. Turing war sich bewusst, dass das menschliche Entscheidungsproblem nicht generell gelöst werden konnte, und konzentrierte sich auf einen Vorschlag, wie Entscheidungen formalisiert werden müssen, um sie mithilfe von Algorithmen zu verarbeiten.

Seine Lösung basierte auf Überlegungen der formalen Mathematik, die zwei Haupttypen von Algorithmen definiert: »Fragen, die eine ›Ja/Nein‹-

Antwort erfordern (Entscheidungsalgorithmen), und ›Was‹-Fragen (Berechnungsalgorithmen).« (Heintz 1993, 74) Die Implementierung formaler Logik in die Verrechnungsschritte der Maschine ermöglichte es Turing, den Entscheidungsprozess auf »Ja/Nein«-Fragen zu beschränken und damit den Radius programmierbarer und damit auch beantwortbarer Entscheidungsfragen zu reduzieren. Jede Antwort auf eine »Ja/Nein«-Frage führte zu einer neuen »Ja/Nein«-Frage, hier wurden menschliche Handlungsweisen als Vorlagen für berechnete Aktionen herangezogen. Dazu reduzierte Turing mechanische Vorgehensweisen auf einfache Schritte, um ihre Komplexität zu minimieren und in einer schematischen Reihenfolge zu speichern. Die Frage, was mit einer Rechenmaschine beantwortet werden kann und auf welche Fragen Maschinen Lösungen bereithalten können, wurde von Turing damals ziemlich klar beantwortet. Er war davon überzeugt, dass Maschinen quasi unendlich lange Ketten von Algorithmen berechnen können, die Fragen aber in einer klar binären Ja/Nein-, Like/Dislike- oder On/Off-Logik verbleiben müssen. Turings für Maschinen begrenzte und zweckgebundene Lösung des Entscheidungsproblems hat durch die digitale Verbreitung computergesteuerter Prozesse zu binären Denkweisen und einer Mathematisierung der Wahrnehmung in Erkenntnisprozessen geführt. Seine Lösung beinhaltet zugleich die Vorstellung, dass komplexe Prozesse wie das menschliche Denken selbst einer algorithmischen Prozessualität folgen.

Turing war sich darüber bewusst, dass nicht alle Entscheidungen beziehungsweise Fragen so formuliert werden können, dass sie rechnerisch zu vermitteln sind. Gleichzeitig stand für ihn fest, dass alle Fragen, die mit ja/nein beantwortet werden können, in einen mathematischen Algorithmus gebracht und in Reihe geschaltet werden können, sodass man einen Entscheidungsprozess simulieren kann. Diese auf zwei mögliche Antworten gebrachte Vereinfachung menschlicher Entscheidungsprozesse wurde kurz darauf in kybernetischen und konnektionistischen Theorien der Kognition weiterverwendet; schon bald ergänzt um die Konzepte der Wahrscheinlichkeitsrechnung, also durch die Einberechnung mathematischer Zufälle.

2.2 Elektrotechnisches Neuronenmodell – McCulloch und Pitts

Die Funktionsweise des Gehirns mithilfe Neuronaler Netzwerke organisch zu erklären, fand zunächst, wie oben aufgezeigt, in der Physiologie und der Anatomie, namentlich bei Exner und Cajal, statt. Nachdem diese Entwürfe zunächst überwiegend ohne weitere wissenschaftliche Beachtung blieben, gab

es 1943 den ersten Vorstoß, neuronale Geflechte als elektrotechnische Reihenschaltungen zu modellieren, was, aus heutiger Sicht, die Geburt künstlicher Neuronaler Netze darstellt. Initiatoren dieses neuen Neuronenmodells, das Neuronen als Schaltelement begreift, sind der Neurophysiologe Warren McCulloch (1898–1969) und der Mathematiker, später Neuroinformatiker, Walter Pitts (1923–1969), als Schüler Carnaps spezialisiert auf die Mathematische Logik. McCulloch und Pitts entspinnen in ihrem 1943 veröffentlichten Text *A logical calculus of ideas immanent in nervous activity* ein an die Turing-Maschine angelehntes Modell, das Aussagenlogik und mathematische Formalisierung zum Verständnis neuronaler und mentaler Aktivität heranzieht. In ihrem Text verbinden die beiden biochemische und elektrophysikalische Überlegungen und stellen das ›Netz‹ als eine Möglichkeit vor, in sich abgeschlossene synaptische Elemente hintereinander zu schalten, um ihre Aktivität auf diese Weise berechnen zu können.

In ihrem Artikel liefern McCulloch und Pitts ein Modell, mit dem synaptische Feuerungsraten, zusammengefasst als charakterisierbare Knotenpunkte, in eine Reihenschaltung übertragen werden können. Eine dieser charakteristischen Eigenschaften des Neurons ist das Alles-oder-nichts-Prinzip, das in diesem ersten Neuronenmodell die wesentlichste Vorannahme darstellt. Das Prinzip beschreibt das Verhalten einer einzelnen Nervenfaser, die bei Stimulation entweder eine maximale Antwort mit der gleichen Schwingungsweite produziert oder gar keine. Auch wenn die Intensität des Reizes erhöht wird, bleibt der Ausschlag, so heißt die synaptische Reaktion, gleich. Der sich ausbreitende Impuls in einer einzelnen Faser kann nicht durch Abstufung der Intensität oder durch die Dauer des Reizes abgeschwächt werden. Aufgrund des Alles-oder-nichts-Charakters der Nervenaktivität können, so McCulloch und Pitts, neuronale Ereignisse und die Beziehungen zwischen ihnen mithilfe der Aussagenlogik berechnet werden (1943, 99). Mit der Alles-oder-nichts-Charakterisierung konnte neuronale Aktivität als klar abgegrenztes Ereignis in dem jeweiligen Knotenpunkt schematisiert werden und in eine regelkonforme, hintereinander geschaltete Rechenfolge gleichmäßiger Logik gesetzt werden. Allein mit der Behauptung, dass sich Netze auf diese festgelegte Art und Weise verhalten, wurde die Annahme auf das Verhalten aller Netze übertragen:

> It is found that the behavior of every net can be described in these terms, with the addition of more complicated logical means for nets containing circles; and that for any logical expression satisfying certain conditions, one

> can find a net behaving in the fashion it describes. It is shown that many particular choices among possible neurophysiological assumptions are equivalent, in the sense that for every net behaving under one assumption, there exists another net which behaves under the other and gives the same results, although perhaps not in the same time. (Ebd.)

McCulloch und Pitts gehen aber noch einen Schritt weiter und stellen mit ihrem ersten Theorem eine weitreichende Hypothese Neuronaler Netzwerke auf: »Every net of order 0 can be solved in terms of temporal propositional expressions.« (Ebd., 103) Sie verallgemeinern diese Behauptung in ihrem zweiten Theorem: »Every TPE [temporal propositional expression] is realizable by a net of order zero.« (Ebd., 104) TPE verweist auf Theorem 1 und aus der behaupteten Formel »Jedes Netz mit der Ordnung 0 kann durch die Aussagenlogik gelöst werden« wird wiederum die Formel abgeleitet, dass, wenn Theorem 1 wahr ist, die Aussagenlogik durch ein Netz der Ordnung 0 realisiert werden kann. Das Alles-oder-nichts-Prinzip lässt, wie die Aussagenlogik, nur zwei Antworten (wahr oder falsch) zu und verweist damit auf die Arbeiten von Alan Turing, der mit der Implementierung eines Entscheidungsalgorithmus in eine Maschine auch für die weitere Theoretisierung logischer Operationen des Geistes wegweisend war. Das Entscheidungsproblem bezieht sich auf die Schwierigkeit, Entscheidungen so zu identifizieren und klar zu definieren, dass sie maschinell berechnet werden können. Alles oder nichts, ja oder nein, like or dislike, 1 oder 0. Mit diesen Annahmen ließ sich neuronale Aktivität so formalisieren, dass sie in Analogie zu den logischen Operationen einer Rechenmaschine erfolgt.

Durch die klare Definition der immanenten Eigenschaften der hintereinander geschalteten Einheiten im Nervennetz ergibt sich ein notwendiger Zusammenhang, aus dem sich durch die Beschreibung eines beliebigen Zustands der nachfolgende Zustand berechnen lässt. Allerdings kann dieser Prozess nur in eine Richtung vorgenommen werden, da die Einbeziehung disjunktiver Beziehungen eine vollständige Bestimmung des vorherigen Zustands verhindert. »To compute« beschreibt hier nicht den Rekurs auf den Computer, denn den gab es zu der Zeit so noch nicht, sondern auf das elektrotechnische Rechnen, das sich das Netz als Schaltkreis imaginiert, bestehend aus singulären, abgegrenzten Knotenpunkten, die als Events berechnet werden können und die am Ende addiert werden. Neben dem Alles-oder-nichts-Prinzip entscheidet ein weiteres Merkmal über die im jeweiligen Knotenpunkt angestellte Berechnung. Neben der Aktivierung von Feuerungsraten

und deren Weitergabe kann die Synapse auch die Weitergabe von Aktivität hemmen. Ausgehend von der Funktionsweise des einzelnen Neurons, wurde das Denken als ein System von Befehl und Kontrolle modelliert. Der Text greift hierfür auf einen epistemologischen Umkehrschluss zurück, der der Theorie einen immensen Einfluss verschaffte und gänzlich neue Disziplinen wie den Konnektionismus und die Kognitionswissenschaften erst ermöglichte. Er hatte auch großen Einfluss auf die Entstehung der Informatik und die Erforschung künstlicher Intelligenz. In der Geschichte der Übersetzung physikalischer und biochemischer Prozesse mittels mathematisch-mechanistischer Formalisierungen wurde durch McCullochs und Pitts' Artikel ein weiterer Meilenstein erreicht, der wies aber gleichzeitig an einigen Punkten über die reine Anwendung Mathematischer Logik hinaus.

Die von McCulloch und Pitts vorgenommene Beschreibung des Neurons und ihre vorgeschlagenen Berechnungsweisen bestachen nicht durch ihre Komplexität, sondern waren bereits zu dem Zeitpunkt, an dem sie angestellt wurden, stark vereinfacht. Sie fielen hinter die bekannten Eigenschaften von Neuronen und Neuronalen Netzen, wie sie von Neurophysiologen schon vor den 1940er-Jahren beschrieben worden waren, zurück. Sie waren nur sehr vordergründig »neural« in dem Sinne, dass die An- und Auswerte ihrer Einheiten durch den Alles-oder-nichts-Charakter neuronaler Aktivität inspiriert waren. Heute sind die angenommenen neuronalen und synaptischen Eigenschaften längst überholt. Das All-or-none-Prinzip wurde als viel zu ungenau verworfen, auch konnten neuere Messmöglichkeiten zeigen, dass manche Hemmungen weniger als eine Millisekunde benötigen. Generell lässt sich aber sagen, dass diese Ungenauigkeiten der Idee einer Mechanik des Geistes keinerlei Abbruch getan haben. In der Neurophysiologie hatte das McCulloch-Pitts-Modell zunächst ohnehin kaum bis gar keinen Eindruck hinterlassen. Es waren eben jene Verallgemeinerungen und Ungenauigkeiten, die es der empirischen Neurophysiologie verunmöglichte, mit dem Modell zu arbeiten, die aber dem Grundgedanken einer auf Aussagenlogik regelhaft hintereinander angeordneten Reihenschaltung zu einem Siegeszug sondergleichen verhalfen.

Die Theorie von McCulloch und Pitts fand sein Publikum bei Mathematikern wie Norbert Wiener und John von Neumann, die sich für Erkenntnistheorie und Logik interessierten, aber eher in Mathematik oder Ingenieurwesen als in Neurophysiologie ausgebildet waren. Zum einen gefiel ihnen die Behauptung, dass der Geist auf das Gehirn reduziert werden könne; einige ihrer intellektuellen Erben sehen noch heute die Lösung des Geist-Körper-

Problems als den großen Beitrag von McCulloch und Pitts an. Zum anderen gefiel ihnen der operationale Geist der Theorie, nach dem das Design des mathematischen Netzes als Ausgangspunkt für alles gesehen wurde, und zwar zur Durchführung von Inferenzen und als Beschreibung mentaler Phänomene. Aus dem Versuch, mit mathematischen Regeln die Verarbeitungsprozesse des Gehirns zu erklären, wurde im Umkehrschluss behauptet, dass das Gehirn Prozesse rechnend verarbeitet. Der Kreis des Arguments schließt sich hier: Viele der sehr vereinfachenden Annahmen über Neuronen und Neuronale Netzwerke wurden vorgenommen, um das Geist-Gehirn-Problem zu lösen, indem sie Mathematische Logik und Turingmaschinen als Beschreibungen des Nervensystems verwendeten. Aber mit dem Erfolg dieser Theorie wurde sie als Beweis dafür herangezogen, dass das Gehirn tatsächlich auf Rechenprozessen beruht. Die mathematischen Werkzeuge wurden seither ausgefeilter, modifiziert und differenziert, aber der Grundgedanke bleibt: Der Geist sollte als rechnender Mechanismus erklärt werden, jeder mentale Prozess wurde zu einem Rechenprozess und jedes Verhalten zur Ausgabe einer Berechnung.

Dass dieser »computationale Ansatz der Erklärung des menschlichen Geistes […] nicht auf der Methode strenger, in sich geschlossener logischer Deduktion [gründet], sondern sich in erster Linie auf Metaphern und Analogien« (Greif 2014, 29) stützt und keinerlei überprüfbare Vorhersagen oder Erklärungen für beobachtbare neuronale Aktivität bereithielt, tat seinem Erfolg keinen Abbruch. Die Ansichten von McCulloch und Pitts, dass Neuronale Netze Berechnungen durchführen (im Sinne der Berechenbarkeitstheorie) und dass neuronale Berechnungen mentale Phänomene erklären, setzten sich durch und wurden zur Mainstreamtheorie über Gehirn und Geist. Es ist also nicht mehr nur so, dass das formal-logische Neuronenmodell Modelle der Kognition inspirierte, sondern in einer kontinuierlichen Dialektik zwischen dem Nervensystem und der Verhaltensmaschine wurden der Geist und der Computer zu Modellen füreinander.

2.3 Mechanisierung des Geistes – Kybernetik – Norbert Wiener und Marvin Minsky

McCullochs und Pitts' wissenschaftlicher Werdegang war eng mit der in den 1940er- und 1950er-Jahren sich etablierenden Kybernetik verknüpft. Mit einem Namen ist die Kybernetik besonders verbunden: mit ihrem Namensgeber Norbert Wiener (1894–1964) und dessen 1948 erstmals erschienenen Werk

Kybernetik. Regelung und Nachrichtenübertragung im Lebewesen und in der Maschine. Die Kybernetik ist aus der Nachrichtentechnik und den Errungenschaften, die sie zum Großteil während des Zweiten Weltkriegs auf dem Gebiet der Kryptologie generieren konnte, hervorgegangen. Sie ging aber schnell weit über die Nachrichtentechnik und die Frage der Nachrichtenübermittlung hinaus und wurde zu einer Informationstheorie, die sich mit der Informationsbe- und -verarbeitung beschäftigte. Informationsübertragung in Organismen, so die Annahme, liegt nie ohne Informationsverarbeitung im Empfänger vor und die Übertragung erfolgt nur in den seltensten Fällen in nur eine Richtung. Das heißt, es brauchte für die Kommunikation von Information mehr als nur einen Sender und einen Empfänger, zumindest einen bidirektionalen Nachrichtenkanal, sodass ein Sender immer auch ein Empfänger war und umgekehrt. Alle Naturvorgänge und alle Organismen wurden von nun an von ihrem Aspekt her betrachtet, Information zu sein. Die Kybernetik ist die Wissenschaft der Steuerung und Regelung von Maschinen und ihren Prozessen. Gleichzeitig begründet sie die vormals bereits angelegte, aber nun theoretisch plausibilisierte Übertragung maschineller Prozesse als Erklärung auch von lebenden Organismen und sozialen Strukturen wie Organisationsweisen und geht hier von einer engen Verzahnung von Mensch und Maschine aus. Aus heutiger Sicht stellt die Kybernetik den theoretischen Vorläufer für die Durchsetzung der Mathematischen Logik in Erkenntnisprozessen dar und bereitete damit den Boden für den enormen Erfolg von vermeintlich intelligenten Rechenmaschinen.

Norbert Wiener selbst war sich der erkenntnistheoretischen Fragen, die mit seiner neu formierten Wissenschaft verbunden wurden, sehr wohl bewusst. Das Umdeuten des Begriffs der Information als inhaltsleere Sequenz, rein auf die Frage ausgerichtet, ob etwas ankommt, bedeutete, dass die vom Informationsbegriff abhängige Vorstellung von Kommunikation ebenfalls einer Neudefinition unterlag. Künstliche Intelligenz führte uns demnach nicht in ein Informationszeitalter, sondern in ein Kommunikationszeitalter, in dem der Inhalt der Kommunikation auf stochastische, mathematische Prozesse ausgerichtet wurde und nicht mehr dem Austausch im weitesten Sinne dient. Die Kybernetik führte mathematische, regelorientierte und biologische sowie geisteswissenschaftliche Theorien zusammen und überführte ein neues Wertesystem wie die künstliche Intelligenz und die instrumentelle, mathematische Vernunft aus dem Industriezeitalter ins Informationszeitalter, genauer bestimmt als Computerzeitalter. Orit Halpern arbeitet in ihrem Buch *Beautiful Data* die Auswirkungen der Kybernetik und der Kommunikations-

wissenschaften nach dem Zweiten Weltkrieg für die Sozial- und Geisteswissenschaften heraus und zeichnet hierfür den radikalen Wandel im Verständnis, der Aufzeichnung und Verwendung von Daten nach, die neue Formen der Beobachtung und Überwachung, der Rationalität und der Ökonomie hervorgebracht haben und sich im Anschluss an Halpern als »Kommunikative Objektivität« (Halpern 2014, 1) fassen lassen. Diese historischen Veränderungen, wie wir Wahrnehmung steuern und schulen und wie wir Vernunft und Intelligenz definieren, zeigen sich, so Halpern, auch in einer Veränderung technisch induzierter Regierungs- und Steuerungsweisen von Individuen.

Die Kybernetik wartete mit neuen und bis heute wirkmächtigen Begrifflichkeiten auf, wie Black Box, Information, Prozess, Feedback, Kausalität, Antwortzeit und Zeitlichkeit. Nicht mehr die Essenz, im Falle der Neuronenmodelle die des Gehirnorgans, begründet ontologische Überlegungen, sondern der Prozess und die Prozessverarbeitung werden essenziell.

> In this new [cybernetic] imaginary, response time was the critical feature driving the system, and this produced a new understanding of teleology that was not about progress, linearity, or conscious humanist effort, but rather a new mode of technical thought. […] Cyberneticians concerned themselves with process, not essence. (Ebd., 44)

Im Kontrast zu ihren weitreichenden Resultaten gab es die Kybernetik als wissenschaftliche Disziplin nicht wirklich lang – grob von den 1940ern bis in die 1960er-Jahre – aber die aus ihr hervorgegangenen Anstöße finden sich in anderen Bereichen wieder, wie etwa der Informatik, heute der Robotik und der künstlichen Intelligenzforschung.

Die Kybernetik Norbert Wieners baut auf den Arbeiten des Mathematikers und Elektrotechnikers Claude Shannon (1916–2001) und des Mathematikers und Logikers Alan Turing (1912–1954) auf. Shannon begründete eine mathematische Kommunikationstheorie und beschreibt in *A Mathematical Theory of Communication* eine Anwendung für die klassische boolsche Algebra auf die Untersuchung der Aussagenlogik mithilfe von elektrotechnischen Schaltsystemen. Turing wiederum ist »vielleicht der erste, der die logischen Möglichkeiten der Maschine als intellektuelles Experiment untersucht hat […]« (ebd., 41). Mit Claude Shannons mathematischer Informationstheorie und Norbert Wieners Postulat »Information is information, not matter or energy« war 1948 eine dritte physikalische Untersuchungskategorie neben Energie und Materie in die Physik getreten, und Information wurde mathematisch berechenbar. Der Erlanger Physiologe und Kybernetiker Wolf-Dieter Keidel definierte In-

formation nach Shannon als »ein quantitatives Maß von Unwahrscheinlichkeit einer gewissen Ereignisfolge« (Keidel, zit. n. Aumann 2009, 34). Information wurde quantifizierbar und »besaß eine eigene Maßeinheit, so dass Informationsübermittlung und Codierung naturwissenschaftlich-technisch beschreibbar waren. Information war nicht mehr allein Gegenstand der Geisteswelt und der Technik, sondern auch eine naturwissenschaftliche Größe geworden.« (Ebd., 35) Im nächsten Schritt wurde Information fragmentiert und in zwei Ebenen übersetzt. Unterschieden wird zwischen »dem Signal als materiellem Träger der Nachricht und dem Zeichen als Träger der Bedeutung, dem Sender und dem Empfänger, zwischen denen Information fließt, sowie deren gemeinsamem Zeichenvorrat. Diese Elemente bestimmten wiederum die Informationskapazität des Systems, die berechenbar und damit für die Technik manipulierbar und optimierbar seien.« (Ebd.)

Wiener beschreibt zunächst die Probleme der Regeltechnik und der Nachrichtentechnik als untrennbar und hebt vervor,

> daß sie sich nicht auf die Elektrotechnik konzentrierten, sondern auf den fundamentaleren Begriff der Nachricht, ob diese nun durch elektrische, mechanische oder nervliche Mittel übertragen wird. Die Nachricht ist eine zeitlich diskret oder stetig verteilte Folge meßbarer Ereignisse – genau das, was von den Statistikern ein Zufallsprozeß genannt wird. Die Vorhersage der Zukunft einer Nachricht geschieht durch irgendeine Operation auf ihre Vergangenheit, gleichgültig, ob dieser Operator durch ein mathematisches Rechenschema oder durch einen mechanischen oder elektrischen Apparat verwirklicht wird. (1992, 35)

Der empirisch-analytische Auftrag änderte sich durch die Kybernetik. Wiener spricht es bereits an: Die Qualität eines Modells beruft sich nicht länger auf die möglichst adäquate Beschreibung der Übertragung beziehungsweise des Prozesses, sondern auf die möglichst genaue Bestimmung eines zukünftigen Verhaltens. Schafft man es aufgrund der Berechnungen eines Modells, möglichst genaue Vorhersagen eintretender Ereignisse zu treffen, so die Idee, ist die Qualität der geschalteten Entscheidungsmodalitäten bewiesen. Wiener erkannte, dass die »optimale Vorhersage nur durch eine Verarbeitung der Statistik der Zufallsprozesse, die vorhergesagt werden sollen, zu erhalten war […]« (ebd., 36). Dies einmal erfasst, war es nicht schwer, die ursprüngliche Schwierigkeit in der Theorie zu etwas zu machen, was tatsächlich ein wirksames Werkzeug zur Lösung des Problems der Prognose war. Das Problem der optimalen Vorhersage wurde in die Anordnung eines ganz bestimmten

Operators überführt, mit deren Hilfe die minimalsten Werte einer Funktion errechnet werden können. Dieser Operator ist die Variationsrechnung, die sich bereits im 18. Jahrhundert aus der Analyse mechanischer Systeme entwickelt und von Leonard Euler (1707–1783), basierend auf einem Rechenverfahren, das Jakob Bernoulli (1655–1705) zur Lösung eines Problems vorschlug, als Variationsrechnung bezeichnet wurde. Bernoulli hatte mit der Variationsrechnung den kürzesten Weg einer Kurve zwischen den Punkten A und B berechnet. Das Rechenverfahren der Variationsrechnung nähert sich durch eine unendlich dimensionale Variation (daher der Name Variationsrechnung) und Optimierung von ›Argumenten‹, bis das gesuchte Integral das minimalste ist.

Nachdem die Nachrichtentechnik zu einer statistischen Wissenschaft umfunktioniert wurde, brauchte es auch eine »statistische Theorie des Informationsgehalts« (ebd., 37). Die statistische Theorie des Informationsgehalts sieht vor, dass die »Einheit der Information diejenige ist, die bei einer Entscheidung zwischen zwei gleichwahrscheinlichen, einfachen Alternativen übertragen wird« (ebd., 38). Den Ablauf einer idealen Rechenmaschine beschreibt der Kybernetiker als abgeschlossenes System, in dem alle Informationen am Anfang eingegeben sein müssen und das »bis ganz zum Schluss von menschlicher Einwirkung so frei wie möglich sein« (ebd., 174) sollte. Nicht nur alle numerischen Daten müssen am Anfang eingegeben sein, sondern auch alle ihre »Verknüpfungsregeln […] in der Form von Anweisungen, die jede Situation einschließen, die sich im Laufe der Rechnung ergibt« (ebd.). Um dies zu programmieren, wird auf die Aussagenlogik der booleschen Algebra zurückgegriffen:

> Während es viele Algorithmen gibt, die dazu benutzt werden können, Möglichkeiten zu kombinieren, ist ihre einfachste als die logische Algebra par excellence oder als Boolesche Algebra bekannt. Dieser Algorithmus ist wie die binäre Arithmetik auf der Dichotomie zwischen Ja und Nein begründet, auf der Wahl innerhalb oder außerhalb einer Klasse zu liegen. (Ebd.)

Das heißt, jede Möglichkeit, die in die Rechenmaschine eingespeist wird, muss mit 0 oder 1 beziehungsweise mit ja oder nein beantwortbar sein. Daraus ergibt sich die Struktur einer Reihenschaltung der Maschine, »jene einer Reihe von Relais, die in der Lage sind, zwei Stellungen, z.B. ›Ein‹ und ›Aus‹ anzunehmen, wobei in jedem Zustand der Rechnung jedes Relais eine Stellung einnimmt, die von den Stellungen eines oder aller Relais der Reihe in einem früheren Zustand der Operation bestimmt wird« (ebd., 175). Die Quintessenz aus diesen Überlegungen bedeutet laut Wiener, dass »[d]ie Übertragung von

Information […] nur als eine Übertragung von Alternativen möglich« (ebd., 37) ist.

Um eine neue Theorie solchen Ausmaßes aufzustellen, rekurriert die Kybernetik auf Leibniz und dessen Suche nach einer universalen symbolischen Logik, die sich gleichzeitig in den Abläufen geistiger Prozesse wiederfinden läßt. Wiener schlussfolgert: »Es ist deshalb nicht im mindesten überraschend, daß der gleiche intellektuelle Impuls, der zur Entwicklung der Mathematischen Logik geführt hat, gleichzeitig zur idealen oder tatsächlichen Mechanisierung der Prozesse des Denkens geführt hat.« (Ebd.)

Weitere Aspekte aus der Mathematischen Logik, derer sich die Kybernetik bedient, sind die boolesche Algebraisierung der Logik und die Trennung von Semiotik und Semantik in ihrer formal-symbolisch angelegten Sprache. Gleichzeitig schwingt Exners Gedanke mit, dass die Verschaltungsarchitektur der Synapsen und Neuronen über ihrer Funktionsweise stehen. Die Suche nach dem richtigen Aufbau informationsverarbeitender Schaltkreise ist in der Kybernetik zentral, hängt hier doch die Informationskapazität eines Systems »ausschließlich von der geschickten Verteilung der Informationseinheiten« (Meyer-Eppler 1959, 344) ab. Gleichzeitig werden alle biologischen Prozesse und Bedingungen formalisiert, sodass sie von nun an in ihrer Prozesshaftigkeit außen vorgelassen werden konnten und nur mehr die Angabe ihres numerischen Werts von Bedeutung ist – etwa die Neuronentätigkeit, die sich mit einer 0 oder 1 angeben lässt, später in den Computational Neurosciences sind es detailliertere Angaben wie die Membrandurchlässigkeit, die Ionenverteilung etc. Diese Möglichkeit, biologische Prozesse in Zahlen anzugeben, führt zu einem Übertragungswettlauf in Rechenmaschinen, die in ihrer Gleichsetzung als Neuronale Netzwerke schon bald analog zu den morphologischen Vorgängen im Gehirn behandelt werden. Wiener schreibt hierzu, rekurrierend auf die Arbeiten von McCulloch und Pitts:

> Von dieser Zeit an wurde es uns klar, daß die ultraschnelle Rechenmaschine, so wie sie abhängig war von aufeinanderfolgenden Schaltern, beinahe ein ideales Modell der sich aus dem Nervensystem ergebenden Probleme darstellen mußte. Der Alles-oder-nichts-Charakter der Neuronenentladung ist völlig analog zur Auswahl einer binären Ziffer; und schon mehr als einer von uns hatte das binäre Zahlensystem als beste Basis des Rechnens in der Maschine erkannt. Die Synapse ist nichts als ein Mechanismus, der bestimmt, ob eine gewisse Kombination von Ausgängen von anderen Elementen ein ausreichender Anreiz für das Entladen des nächsten Elementes

> ist oder nicht und muß ein genaues Analogon in der Rechenmaschine haben. (Wiener 1992, 42)

Die weiter oben bereits angesprochene Alternative, die zur Übertragung von Information und Informationsgehalt benötigt wird, liegt im Finden universeller Symbole, also einer ganzen Sprache, in der sich auch der mathematische Beweis ausdrückt, »einer, der in einer endlichen Anzahl von Symbolen geschrieben werden kann« (ebd.). Das mathematische Kalkül wird in Wieners Überlegungen über maschinelle und organische Prozesse zum Beweis. Das ist deswegen interessant, da die Mathematik als deduktive Methode bekannt ist, hier aber durch das Hinzuziehen von Statistik und der Wahrscheinlichkeitsrechnung zu einer induktiven Methodik wird. Ihren Vorteil, objektive Aussagen zu treffen, schöpft die Mathematik aus der klar festgelegten Abfolge spezifischer Schritte, des mathematischen Beweises. Diese ist nun geprägt durch Hilberts eingeführte Selbstbezüglichkeit von Axiomen, deren Beurteilung als wahr allein durch ihre Charakteristik herrührt, dass die Axiome sich nicht selbst widersprechen, und die ich ausführlich in Kapitel 1 beschrieben habe. Der mathematische Beweis aber folgt nun ähnlichen Gesetzen: Seine Validität erhält ein mathematisches Modell dadurch, dass es eine möglichst exakte Vorhersage trifft. Worüber Aussagen getroffen werden, zu welchem Zweck und ob es sich hierbei um ›wahre‹ Aussagen handelt oder einfach nur um möglicherweise unter bestimmten Bedingungen wahrscheinlichste Ereignisse, die eintreten, darüber kann keine Aussage mehr getroffen werden.

In seinem Buch *An Introduction to Probability and Inductive Logic* warnt der Mathematiker und Wissenschaftshistoriker Ian Hacking davor, nicht zu vergessen, dass die Begriffe ›wahr‹ und ›valide‹ nicht bedeutungsgleich sind: »Be careful about true and valid. In logic propositions are true or false. Arguments are valid or invalid. Valid arguments are risk-free arguments.« (Hacking 2001, 4f.) Und er ergänzt: »Inductive logic is about risky arguments. It analyses inductive arguments using probability. There are other kinds of risky arguments. There is inference to the best explanation, and there are arguments that are based on testimony.« (Ebd., 11) Diese wichtige Unterscheidung, die durch die Implementierung statistischer und stochastischer Paradigmen in die mathematischen Wirklichkeitsräume durcheinandergewirbelt wurde, wird uns im Weiteren noch beschäftigen.

Ich durchbreche an dieser Stelle die Chronologie und springe zeitlich zu einer Theorie, die erst 1986 veröffentlicht wurde, die aber direkt an McCulloch und Pitts und die Kybernetik anknüpft und sich ebenfalls der harten künst-

lichen Intelligenz zurechnen lässt. Die Theorie Marvin Minskys, auf die ich nun eingehen werde, beschreibt den Geist und das Gehirn als das Produkt einer Gesellschaft von konkurrierenden Agenten.

Die Netzmetapher war mit McCullochs und Pitts' Artikel ins Leben getreten, weiterentwickelt und radikal zugespitzt findet sie sich bei Marvin Minsky (1927–2016) wieder. Minsky fasst in *Society of Mind* (1986) sein Verständnis vom Gehirn zusammen, indem er einerseits die langjährigen Debatten über den Zusammenhang von Leib und Seele auf die praktische Formel bringt, dass der Geist ganz einfach das ist, was das Gehirn tut. Andererseits übersetzt er den Geist allein mit ›Intelligenz‹, sodass das Gehirn bei Minsky sich als verwobenes Netz von unintelligenten Agenten, heißt simpler Prozesse, beschreiben lässt, das allein durch die Zusammenarbeit und die Art ihrer Vernetzung Intelligenz hervorbringt und das, was den menschlichen Geist ausmacht, entwickelt. *Society of Mind* wird heute eher als erkenntnistheoretischer Beitrag zur Frage des Verhältnisses von Gehirn und Geist bewertet und nicht als Grundlagentext der Informationstechnik. Das sollte aber nicht darüber hinwegtäuschen, dass Minskys Erfolg und viele seiner Anwendungen vor allem in den Computer Sciences Anwendung fanden. Bereits in den 1950er-Jahren entwickelte Minsky gemeinsam mit dem Mathematiker Claude Shannon und anderen[2] den Begriff der künstlichen Intelligenz. Minsky begründete bereits vor der Veröffentlichung seines Buches das Labor für Künstliche Intelligenz am Massachusetts Institute of Technology (*AI Lab*) und wird als Verfechter einer starken KI gewürdigt, einer Stoßrichtung, die wichtig für die Kognitionswissenschaft und den Konnektionismus war. Starke und schwache KI bezeichnet unterschiedliche Einschätzungen über die Tragweite künstlicher Intelligenzen. Schwache KI gilt als begrenzt in ihren Möglichkeiten, hier wird der Endpunkt künstlicher Intelligenz im Bau einer Maschine gesehen, die in der Lage ist, menschliche Fähigkeiten zu entwickeln und den Menschen bei einer bestimmten Aufgabe, die Intelligenz erfordert, erreicht oder sogar übertrifft. Vertreter der Idee einer starken KI gehen deutlich über diese Einschätzung hinaus, sie sind überzeugt »that thinking machines will eventually be minds, or at least that they will have all the hallmarks of minds, such as consciousness« (Walsh 2018, 126).

In seinem Buch *Society of Mind* offeriert Marvin Minsky ein in seiner Einfachheit bestechendes Konzept, das sich durch die Fragmentierung neurona-

2 John McCarthy oder Nathaniel Rochester; als Ursprung des Wortes wird meist die Dartmouth Conference 1956 genannt.

ler Abläufe in kleine, abgeschlossene Einheiten auszeichnet und das erst in der Art seiner Zusammensetzung seine Form und Funktionsfähigkeit erhält. Dabei geht er nach dem Baukastenprinzip vor, dessen Bausteine als unintelligente Miniaturprozesse zu verstehen sind. Die Blocks (Minsky 1986, 21), aus denen jedes Gehirn zusammengesetzt ist, nennt er Agenten: »Each mental agent by itself can only do some simple thing that needs no mind or thought at all. Yet when we join these agents in societies – in certain very special ways – this leads to true intelligence.« (Ebd., 17) Diese Fragmentierung in kleinste Bestandteile und Systeme als Ausgangspunkt für seine Überlegungen in *Society of Mind* wird von ihm selbst in die neuesten Entdeckungen seiner Zeit eingereiht. In dieser Zeit werden in der Physik, der Biologie und der Psychologie, aufbauend auf neuen Erkenntnissen aus den empirischen Vermessungsdaten, wichtige neue Theorien über die Ursprünge des Lebens aufgestellt. Gleichzeitig werden diese neuen empirischen Vermessungsdaten in die als mechanisch imaginierten, biologischen, physiologischen und mentalen Modelle eingewoben. Diese Verknüpfung bringt die erste Welle artifizieller Neuronaler Netze und künstliche Intelligenzforschung hervor,

> als Warren McCulloch und Walter Pitts zu zeigen begannen, wie Maschinen dazu gebracht werden könnten, zu sehen, zu denken und sich zu erinnern. Die Forschung in der modernen Wissenschaft der Künstlichen Intelligenz begann erst in den 1950er-Jahren, angeregt durch die Erfindung moderner Computer. Dies inspirierte eine Flut von neuen Ideen, wie Maschinen das tun könnten, was zuvor nur der Verstand getan hatte. (Ebd., 19)

Mit diesem Konzept prozessgesteuerter Agenten als Grundausstattung des Gehirns wird der Denkapparat bei Minsky zu einer Fleischmaschine (*meat machine*), mit der alle bisher unbeantwortbaren Fragen rund um das menschliche Gehirn und Bewusstsein nicht nur neu gestellt, sondern schlüssig beantwortet werden können. Für Minsky lässt sich durch die von ihm vorgenommene Klärung der Funktionsweise der Agenten an weiterführende soziale wie philosophische Fragen über das Verhalten des Menschen anknüpfen. Mit der allgemeinen Beschreibung der Beschaffenheit dieser Agenten klären sich, fast automatisch, Fragen der Beziehung von Gehirn und Geist (*Embodiment: What are they made of?*), der Kommunikationsweise der Neuronen (*Interaction: How do they communicate?*), des Verhältnisses von Biologie und Evolution (*Origins: Where do the first agents come from?*), Fragen von Intelligenz (*Heredity: Are we all born with the same agents?*), des Lernens (*Learning: How do we make new agents and change old ones?*), Bedeutungszuschreibung und Sinnstiftung (*Meaning: How

could they understand anything?); weitere sind: sinnliche Empfänglichkeit (*Sensibility: How could they have feelings and emotions?*), Bewusstsein (*Awareness: How could they be conscious or self-aware?*) (vgl. Minsky 1988, 18). Damit sind nur einige der von Minsky aufgeworfenen vorgestellt, die in seinem Buch allerdings nicht näher inhaltlich beantwortet werden. Ihre Beantwortung ergibt sich allein durch das in Aussicht gestellte Modell, bestehend aus dem kleinsten gemeinsamen Nenner – den unintelligenten Agenten –, die erst in ihrem (mathematisch formalisierten) Zusammenwirken Intelligenz ausbilden: »We want to explain intelligence as a combination of simpler things« (ebd., 23), hält Minsky fest, und: »Once we see the mind as a society of agents, each answer will illuminate the rest.« (Ebd., 18) Dieser erkenntnistheoretische Kniff, Prozesse nicht in ihrer Komplexität zu beschreiben, sondern ein Modell zu entwickeln, dessen Funktionsweise von dem Vorhandensein und der Interaktion kleinstmöglicher Agenten ausgeht, deren Beschaffenheit wiederum nicht mehr genauer beschrieben werden muss, erinnert sehr an die Monadentheorie Leibniz', auf die ich bereits in Kapitel 1.1 näher eingegangen bin.

2.4 Hebb und die Rückkopplung

Nach diesem kurzen historischen Vorgriff auf Minsky, der in der Tradition der Kybernetik steht und zu den Befürwortern einer starken KI gezählt werden kann, gehe ich kurz zurück in das Jahr 1949, um eine weitere Theorie zu beleuchten, die eine zentrale Rolle für die Durchsetzung des Konzepts Neuronaler Netzwerke gespielt hat.

Wenige Jahre, nachdem McCulloch und Pitts in ihrem Artikel erstmals ihre Vorstellung von künstlichen Neuronalen Netzwerken als bestmögliche Art, die Kommunikation zwischen Nervenzellen zu beschreiben, darlegten, knüpfte der Kognitionspsychologe Donald Hebb (1904– 1985) an das Konzept an und erweiterte dieses maßgeblich um Forschungsergebnisse aus der Psychologie und der Neuropathologie. Im selbstauferlegten Kampf gegen die Theorien behavioristischer Zeitgenossen, die sich weigerten, Verhalten mit gedanklichen Assoziationen oder Nervenzellaktivität zu erklären, vertrat Hebb als Schüler von Karl Spencer Lashley (1890–1958) die These, dass menschliches Verhalten nur erklärbar würde, wenn man die Funktionsweise des Gehirns verstünde. In seiner 1949 erschienenen Arbeit *The Organization of Behavior* beschreibt Hebb das Gehirn als Assoziationsprogramm, in dem der synaptische Kontaktbereich den funktionalen Grundbaustein stelle und dass

»lokale Veränderungen der Erregungskopplung von Zellen, die gleichzeitig erregt werden, die Einheit bilden« (Breidbach 1997, 348).

Hebb beschreibt die synaptische Kommunikation so:

> Let us assume […] that the persistence or repetition of a reverberatory activity (or trace) tends to induce lasting cellular changes that add to its stability. The assumption can be precisely stated as follows: When an axon of cell A is near enough to excite a cell B and repeatedly or persistently takes part in firing it, some growth process or metabolic changes take place in one or both cells such that A's efficiency, as one of the cells firing B, is increased. (1949, 62)

Das hebbsche Modell neurophysiologischer Bedingungen verlangt die räumliche Nähe der durch synaptische Feuerungsraten miteinander in Kontakt tretenden Neuronen und beschreibt, dass je häufiger ein Neuron A gleichzeitig mit Neuron B aktiv ist, umso bevorzugter werden die beiden Neuronen aufeinander reagieren (»what fires together, wires together«). Für seine Theorie geht Hebb von der Verarbeitung sensorischer Reize aus:

> Die ersten Schritte in der Aufnahme und Verarbeitung sensorischer Reize, das »Anspringen« der Sinnesorgane und das Verfrachten der etwaigen primären Effekte von diesen peripheren Bereichen des Nervengewebes in untergeordnete Hirnareale, folgen einem festgelegten Programm. Eine Erregung der Sinneszellen im Auge führt zu einer Erregung im Sehnerv, die zu einer genau festgelegten Region im Hirngewebe transportiert wird. Entsprechende Reaktionen sind fest ›programmiert‹, sie vollziehen sich nach Art eines Reflexes. Was aber passiert daraufhin? Wie erkläre ich, daß ich zwei verschiedene Vasen als Vasen erkenne? Das Sehsystem reagiert hierbei doch auf unterschiedliche Reizkonfigurationen; es kommt aber zu einer Identifikation, in der die beiden unterschiedlichen Objekte beide als Vasen benannt werden. Erst dann werden funktionelle Details benennbar, die diese einander ähnlichen Objekte wieder voneinander abzugrenzen erlauben. Die entsprechenden Programme im Wahrnehmungsgeschehen können hierbei – erfahrungsabhängig – variieren. (Breidbach 1997, 24)

Auf dieser Beschreibung von Assoziationsmodulen aufbauend, formulierte Hebb ein Modell, das plastische Verhaltensmuster als hirnphysiologische Ereignisse erklärbar macht, und gilt damit als Entdecker einer synaptischen Plastizität, welche bis heute die neurophysiologische Grundlage von Lernen und Gedächtnis darstellt.

> Diese sogenannte Hebbsche Regel formuliert einen lokalen Mechanismus, über den die Textur des Nervengewebes – und damit auch seine Funktionsarchitektur – sich aufgrund externer Reizeingaben derart ändert, daß diese neuronale Textur komplexe Erregungsmuster speichern kann. Hebb gewinnt damit das Konzept eines neuronalen Speichers, das den grundlegenden Mechanismus benennt, über den auch Lernprozesse in eine künstliche – parallelverarbeitende – Computerarchitektur eingebunden werden können. (Ebd.)

Neu in Hebbs Verständnis neuroanatomischer Netze war die Einhegung der bereits aus der Lerntheorie bekannten Rückkopplung, auch Feedback genannt. Die Annahme von Rückkopplungsschleifen in der neuronalen Prozessverarbeitung verlangt nach ganz neuen Modellen, die über die sonst in der Physiologie angenommene Einbahnstraße organischer Verarbeitung hinausreichen. Rückkopplung bedeutete nun, dass Prozesse nicht nur eine Richtung kennen, sondern dass bereits getätigte Reaktion auf einen Eingangsreiz auf noch unbestimmte Weise auf die sensorische Information des Inputs zurückwirkt und damit selbst wieder zum Auslöser einer neuen Reaktion wird. Dank des Modells von einer Vielzahl miteinander verbundener, aber voneinander abgegrenzter neuronaler Feedbackschleifen, sogenannter Zell-Ensembles, die für die Verarbeitung spezifischer Assoziationen verantwortlich sind, lassen sich Modelle der Außenwelt konstruieren, mit denen man die Rückwirkung möglicher Reaktionen vorausberechnen kann. Die Zell-Ensembles erklären auch, wie Neuronale Netzwerke entstehen. Denn Hebbs Grundgedanke ist, dass die Aktivierung nachgeschalteter Zellen nicht durch das Feuern einzelner Synapsen zu bewerkstelligen ist, sondern erst wenn mehrere aktive Nervenzellen sie gleichzeitig stimulieren. Durch die Informationsweitergabe über Netzknoten, in denen viele unterschiedliche synaptische Erregungen zusammenlaufen, können gezielt bestimmte Gruppen von Nervenzellen in der sensorischen Hirnrinde durch einen äußeren Reiz aktiviert werden. Die so stimulierten Netzverbindungen verfestigen sich mit jedem erneuten Auftreten des Reizes, bis die Verbindungen zwischen den gleichzeitig feuernden Nervenzellen des Netzes schließlich so stark sind, dass sie einander selbst erregen können, wenn nur ein Teil von ihnen aktiviert wurde. So miteinander verbundene Nervennetze nennt Hebb Zell-Ensembles, die der Erzeugung einer internen Repräsentation eines von außen zugefügten Stimulus dienen.

Wie aufgezeigt, entwickelte Hebb seine Theorie anhand der Verarbeitung visueller Reize im Gehirn. Das ist kein Zufall, sondern dem Umstand experimenteller Settings und der Verknüpfung von Wahrnehmung mit Sehen geschuldet und wird seitdem bis heute zum Haupteinsatzgebiet kognitiver und neurowissenschaftlicher Untersuchungen. Mit dem Fokus auf visuelle, auf Symbolen und Bildern basierende Reizverarbeitung geht die Neurophysiologie eine unbewusste, aber effektive Kooperation mit der Informatik ein. In der Theorie Hebbs liegt der Fokus also auf der Verarbeitung visueller Reize, ein Untersuchungsgegenstand, der die Erklärung, dass assoziative Gedanken zu Repräsentationen im Gehirn führen, naheliegend macht. Ein neuronales Muster für die Verarbeitung von Bildern, etwa einer Vase, können wir uns alle vorstellen. Auch auf das Bild einer Vase können wir uns (fast) alle einigen. Wie aber sieht ein Repräsentationsmuster höherer kognitiver Denkleistungen abstrakter Begrifflichkeiten aus? Wie manifestieren sich Emotionen, Erinnerungen, komplexe Gedanken? Hebb zeigt über die Gestaltpsychologie auf, dass Gedanken/Assoziationen zumindest im Prinzip eine ebenso solide physiologische Grundlage haben können wie Muskelbewegungen. Sie manifestieren sich im Gehirn als erlernte neuronale Aktivitätsmuster, die zunächst durch sensorische Eingangsreize erzeugt werden, dann aber autonomen Status erlangen. Die Effekte dieser engen Verknüpfung von Reizverarbeitung visueller ›Assoziationen‹ und unsere Vorstellung vom Denken als solches zeigen sich in vielerlei Hinsicht und werden auch in den folgenden Kapiteln noch Thema sein. Wichtig für die weitere Erkundung über das Konstrukt der künstlichen Neuronalen Netzwerke ist aber zunächst, dass der Grundgedanke der Rückkopplung geboren war und mit ihr ein Modell von Wachstum und Vernetzungsmodalitäten. Was jetzt noch fehlte, war eine Systematik, die die Ausgewogenheit wiederherstellen konnte und dem Wachstum auch hemmende Einflüsse an die Seite stellte.

Neben der Physiologie waren auch die Psychologie und die Philosophie des Geistes nach Hebbs Modell nicht mehr dieselben. Durch das Aufgreifen von Ansätzen aus der Assoziationspsychologie wird Assoziation nunmehr als Aktivierung von Nervenbahnen beschrieben:

> Die Assoziationsregeln fassen sich in der Analyse der Verknüpfungen dieser Nervenbahnen. Erfahrungsbedingte Variationen dieser Bahnen entsprechen den assoziativen Gedächtnisfunktionen. Die Phänomenologie des Denkens entspricht der Mechanik des neuronalen Apparates. Diese Idee bildet denn auch den Kern des Entwurfes der modernen Neurophilo-

> sophie. Denkprozesse werden als physiologische Ereignisse beschrieben. (Breidbach 1997, 34)

Damit steht Hebb in der Tradition einer Gestaltpsychologie, entwickelte aber aus ihr heraus eine neurophysiologische Perspektive, die dann über die Informatik zurück in die Neurowissenschaften Einzug hielt.

2.5 Cognitive Turn und Konnektionismus

Das McCulloch-Pitts-Projekt beförderte den Konnektionismus und den *cognitive turn* der 1940er-Jahre (vgl. Kay 2001; Breidbach 1997; König/Engel 1998). Ein wichtiger Aspekt dieser kognitiven Wende liegt darin, dass es unter der Hand die Psyche zurück ins Labor und in weitere Disziplinen brachte: in die Neurophysiologie, die den Geist/die Psyche in ihrer empirischen Forschung fast völlig ausblendete; in die Psychologie, die zu dieser Zeit von den Behaviorist*innen dominiert war, welche das Verhalten beobachteten und den Bereich des Mentalen negierten; aber auch in die Psychiatrie, die lange von qualitativen Darstellungen geleitet wurde.

Der Konnektionismus ist die Lehre von Verbindungen und hatte sich zum Ziel gesetzt, aus den Anleihen der Netzidee die Art und Weise zu ergründen, mit der sich darauf aufbauende höhere Kognitionen darstellen und erklären lassen. Das bedeutet, dass die wichtigste Annahme des Konnektionismus darauf beruht, das Verhalten von Systemen als Netzwerk zu verstehen. Er bietet somit Modelle künstlicher Neuronaler Netzwerke zum Verständnis aller komplexeren Systeme wie organische, neuronale, mentale, emotionale und künstliche Intelligenz an. Durch die Behauptung, alles sei Netz, wurde nicht nur das Gehirn in Analogie zum Computer gesetzt, sondern auch der Geist, was wiederum »für die Forschung zu künstlicher Intelligenz und die entstehenden Kognitionswissenschaften zentral wurde« (Lettow 2011, 195). Die Etablierung einer ›Mechanik des Geistes‹ barg neue Implikationen für die immer wiederkehrende Frage nach dem Verhältnis von Körper und Geist:

> Within McCulloch's and Pitts' »experimental epistemology,« the mind became a legitimate, even esteemed object of study in the 1940s, '50s, and '60s, an object of quantitative representations that bore novel implications for the age-old queries about the relations between mind and body, the natural vs. the artificial, and for automated military technologies of the postwar era. (Kay 2001, 592)

Die konnektionistische Idee unterscheidet sich von vorherigen Modellen vor allem dadurch, dass nicht mehr Einzelneuronen für die Verarbeitung von Information oder Reizen verantwortlich gemacht werden, sondern Neuronennetzwerke. Diese Netzwerke sind selbstorganisiert, verarbeiten Reize parallel und verteilt – nicht streng hierarchisch –, verändern sich durch Erfahrungen, sind also plastizitär (vgl. Engel/König 1998, 164f.). Die Dynamik Neuronaler Netzwerke wird als ihre grundlegende Eigenschaft ausgemacht. Aus den Überlegungen der Verbindungslehre geht die Kognitionswissenschaft hervor. Allgemein gesprochen basiert die Kognitionswissenschaft auf der zentralen Annahme, dass das Gehirn ein informationsverarbeitendes System ist, und wird daher auch als ›Computermodell des Geistes‹ bezeichnet. Grob lassen sich zwei Formalisierungsweisen kognitiver Prozesse im Konnektionismus ausmachen: die symbolische und die konnektionistische künstliche Intelligenz.

Die symbolische künstliche Intelligenz war vor allem von Mitte der 1950er- bis Ende der 1980er-Jahre wegweisend und beschreibt alle Methoden, die auf symbolischen, für den Menschen ›lesbaren‹ Darstellungen von Problemen, von Logik und von Suchmechanismen basieren. Sie findet nach wie vor Anwendung, aktuell wieder verstärkt in Bereichen, in denen das Verhalten eines Algorithmus, also die Ergebnisse, überprüfbar und erklärbar sein müssen. Dies ist mit artifiziellen, Neuronalen Netzwerken, sprich mit konnektionistischer KI, meist nicht zu erreichen. Konnektionistische KI ist mit künstlichen Neuronalen Netzwerken – den Algorithmen – umrissen und verlangt selbstorganisierte, selbstlernende Algorithmen, die iterativ vorgehen und etwaige Fehlermeldungen rekursiv rückspeisen, um aus diesen ›zu lernen‹.

Was in der künstlichen Intelligenzforschung noch kein wirkliches Problem darstellt, da je nach Problem auf die jeweilige Methode zur Gestaltung algorithmischer Lösungsansätze zurückgegriffen werden kann, gestaltet sich für den Konnektionismus und die Kognitionswissenschaften schon etwas schwieriger, da sich die beiden Auffassungen im »Spannungsfeld zwischen formale[m] Modell und nichtformaler Welt« (Kittowski 1992, 71) befinden und einander ausschließen. Das Pendant zu den beiden in der KI unterschiedenen Auffassungen in den Kognitionswissenschaften wird durch das symbolische und das assoziative Konzept beschrieben. Da vor allem die Plastizität des Gehirns und seiner Neuronalen Netzwerke mit dem (formal agierenden und auf Symbolverarbeitung basierenden) Kognitivismus nicht eingefangen werden kann, befördert der nichtformal argumentierende Konnektionismus, der Wahrnehmung als Resultat einer spezifischen neuronalen Architektur

mit sich ändernden Verbindungsstärken zwischen den Neuronalen Netzen versteht, neue Hoffnungen.

Gemeinsam aber ist den theoretischen Ansätzen der Kognitionswissenschaften, des Konnektionismus und der K.I., dass der Begriff der Wahrnehmung insgesamt sehr vage bleibt:

> In attempting to formulate a vocabulary of teleological functions, it is important to recognize that the term ›cognition‹ is inherently vague. As was noted, many researchers take this word to mean the processes internal to a brain that culminate in the encoding of memories, planning of action, or directly as immediate actions. However, as far as the electrochemical activity of individual neurons is concerned, the terms ›cognition,‹ ›action,‹ »perception«‹ »volition,« and »emotion« have no distinctive meanings. It is likely that there are no specific markers, in regard to spike trains or patterns of membrane polarization, which discriminates the type of cognitive activity taking place in any particular neuronal assembly. (Turner/De Haan 2014, 191)

Die Kybernetik selbst konnte sich nach den 1960er-Jahren nicht mehr als eigenständige wissenschaftliche Disziplin durchsetzen. Ihre Spielart Konnektionismus wiederum kehrt in verschiedenen Varianten zurück. So wurde er etwa für »Kognitivismus und KI […] in den 60er- und 70er-Jahren für die Philosophie des Geistes maßgeblich« (Lettow 2011, 196). Als künstliche Intelligenz und die Kognitionswissenschaft Ende der 1980er-Jahre in die Krise gerieten, bekam der Konnektionismus neuen Aufschwung und galt, als falsch verstandene Metapher, als eine »Rückkehr zur Biologie […] das heißt zu kybernetischen Modellen und zur Theorie der neuronalen Netze« (ebd.). Das aus der Orientierung an der Hirnphysiologie gewonnene Konzept der Neuronalen Netze wurde dann Anfang der 1990er-Jahre in den Neurowissenschaften »wieder hoffähig, schien hier doch eine Theorie gefunden zu sein, die es erlaubte, die funktionelle Plastizität der Einzelzelle und die funktionelle Determiniertheit bestimmter Hirnregionen miteinander zu verbinden« (Breidbach 2001, 39).

Im Jahr 1949 waren Elektroden erstmals in Nervenzellen eingeführt worden, um deren Feuerungsrate abzuleiten. Das bedeutet, dass ab den 1950er-Jahren auch die Neurophysiologie über ein neues Experimentalinstrumentarium verfügte, mit dem die Aktivität einzelner Nervenzellen gemessen und nicht mehr nur vorhergesagt werden konnte. Dem Neurowissenschaftler John Eccles gelangen 1953 die ersten intrazellulären Ableitungen, in dem Fall von

den Motoneuronen des Rückenmarks. »Damit war nun schließlich auch das Instrumentarium des Physiologen in die Dimension hineingewachsen, die dem Neuroanatomen seit dem Ende des 19. Jahrhunderts greifbar war: die Dimension der Nervenzelle.« (Breidbach 1997, 272) Die Möglichkeit, Elektroden in Nervenzellen einzuführen und ganz punktuell Nervenaktivität messen zu können, ist nicht nur wegweisend für die weitere Entwicklung der Neurophysiologie. Die Methoden des Ableitens stellen die grundlegende Messmethode der Computational Neurosciences dar, die aber erst mit dem Zusammenwachsen der Möglichkeiten aus der Kognition und der Informatik zu dem werden konnten, was sie heute sind.

2.6 Neuronenmodell nach Hodgkin, Huxley und Eccles

Die Neuronendoktrin des 20. Jahrhunderts beruhte, trotz Exner und Cajals Exkursen in die Welt der Neuronalen Netzwerke, zunächst auf der Beschäftigung mit einzelnen Neuronen und darin, diese zu charakterisieren, Funktionen zuzuschreiben und zu modellieren.

Die beiden Physiologen Alan Lloyd Hodgkin (1914–1998) und Andrew Fielding Huxley (1917–2012) erforschten die Riesenaxone von Tintenfischen, deren Aktionspotenziale sich dank ihrer Größe von bis zu 1 mm Durchmesser einzeln ableiten ließen. Nachdem Hodgkin und Huxley 1939 die erste intrazelluläre Messung eines Aktionspotenzials vornehmen konnten, arbeiteten sie zwischen 1946 und 1952 intensiv an der Weiterentwicklung ihrer Messmethoden. Für ihre Messungen einzelner Neuronen entwickelte Huxley eine Spiegelvorrichtung, mit der das Axon gleichzeitig von vorne und von der Seite betrachtet werden konnte. Dies ermöglichte die Einführung einer Elektrode, ohne die Zellmembran des Neurons zu beschädigen, sodass Messungen der Ionenströme und des Membranpotenzials durchgeführt werden konnten.

Ihren Durchbruch erzielten Hodgkin und Huxley im Jahr 1952 mit dem von ihnen entwickelten Modell zur Simulation von Neuronen. Das Hodgkin-Huxley-Modell ist das erste quantitative und bis heute meist verwendete Modell zur Beschreibung, wie ein Aktionspotenzial in einem Neuron generiert wird. Es ist vermutlich kein Zufall, dass sich der Erfolg des Modells daran bemisst, dass die Übersetzung der biochemischen Prozesse in die Sprache der Mathematik als besonders gelungen gilt.

Mit dem Hodgkin-Huxley-Modell lässt sich erstmals der Mechanismus der Aktionspotenziale quantitativ beschreiben. Zunächst benötigte es hierfür die Feststellung verschiedener Gegebenheiten und Zustände des Neurons:

zum einen die Anwesenheit von Flüssigkeiten, intra-zellulär wie extrazellulär, und zum anderen, dass in diesen Flüssigkeiten Ionen enthalten sind, die unterschiedlich elektrisch aufgeladen sind. Das Modell nimmt ein spezifisches Ruhepotenzial an, quasi einen Zustand 0, und beschreibt die Membranbeschaffenheit, seine Durchlässigkeit und geht davon aus, dass diese Membrandurchlässigkeit nicht nur gemessen werden kann, sondern auch Auskunft darüber gibt, wie aktiv ein Neuron ist beziehungsweise wie hoch ein Spike in einem Neuron ausfällt. Das Hodgkin-Huxley-Modell beruht auf der Modellierung des Membranpotenzials und dem daraus sich ergebenden Ionenstrom in der Synapse. Ausgehend von dem Wert des Ruhezustands eines Neurons Vm = –65 mV, lässt sich anhand gemessener Schwankungen die Reizweitergabe von Synapse zu Synapse modellieren. Durch einen Reiz, der beispielsweise das elektrische Signal eines anderen Neurons oder auch künstlich angelegter Strom sein kann, steigt das Membranpotenzial an. Erreicht der Reiz einen bestimmten Schwellenwert, findet eine abrupte Umkehrung des Membranpotenzials auf ungefähr +40 mV statt. Diese Phase wird als Depolarisation bezeichnet. Während der anschließenden Repolarisation fällt das Membranpotenzial schnell ab, bis es negativer ist als das ursprüngliche Ruhepotenzial. Diese Phase des Aktionspotenzials wird als Hyperpolarisation bezeichnet. Anschließend stellt sich das Ruhepotenzial Vm = –65 mV wieder ein (vgl. Sterratt 2014, 13).

Die Arbeit der beiden Physiologen verlief in drei Hauptphasen: Sie zeichneten intrazellulär Aktivität am Riesenaxon eines Tintenfisches auf. Sie passten diese Ergebnisse an ein mathematisches Modell an (Modellierung) und sie lösten die Gleichungen, die das Modell definieren, um das Verhalten des Membranpotenzials unter verschiedenen Bedingungen zu beschreiben (Simulation, vgl. Sterratt 2014, 48). Ihr eigentliches Vorhaben, die molekularen Mechanismen, die den Eigenschaften der Membran zugrunde liegen, herauszufinden, konnten sie nicht erfolgreich durchführen.

Das Hodgkin-Huxley-Modell wurde zur Untersuchung einzelner Neuronen entwickelt und eignet sich aufgrund seiner vielen Parameter nur schlecht zur Modellierung großer Netzwerke. Hierfür bieten sich einfachere Modelle wie das Fitz-Hugh-Nagumo-Modell an (vgl. ebd., 197). Auch wenn das Hodgkin-Huxley-Modell für die Modellierung großer Netzwerke zu aufwendig ist, ist es an anderer Stelle zu verkürzt: So finden sich mittlerweile Beschreibungen synaptischer Ströme, in denen die Übertragung durch verschiedene Ionen übermittelt wird. Diese Unterscheidung wird im Hodgkin-Huxley-Modell nicht weiter berücksichtigt.

Gemeinsam mit John Carew Eccles (1903–1997), der in etwa zur selben Zeit die Signalweiterleitung von Nervenzellen untersuchte, erhielten Hodgkin und Huxley 1963 den Nobelpreis in Physiologie und Medizin für ihr Verdienst, den Ionenmechanismus bei Erregung und Hemmung in der Nervenzellenmembran entdeckt zu haben. Als Schüler Sherringtons knüpfte Eccles an dessen Arbeiten zur Analyse der Reflexorganisation und der interneuronalen Verrechnung an und identifizierte im Jahr 1964 »den Mechanismus der synaptischen Erregungsübertragung«. (Breidbach 1997, 271) Eccles bewies damit die von Sherrington zunächst nur postulierte physiologische Grundschalteinheit im Nervensystem und charakterisierte sie gleichzeitig, in dem er die synaptische und postsynaptische Inhibition als Kommunikation der Zellen beschreibt: »Communication between nerve cells occurs at these numerous areas of close contact or synapses, the name first applied to them by Sherrington, who laid the foundations of what is often called synaptology.« (1963, 1. Nobelpreisrede) Er widmete seine Forschung der Frage, wie diese Kommunikation genau vonstatten geht, also wie Aktionspotenziale über den synaptischen Spalt hinweg weitergeleitet werden. Um diesen Sprung erklären zu können, wurde zunächst auf zwei unterschiedliche Erklärungsweisen zurückgegriffen: Während die eine, unter anderem angeregt durch Sherrington, davon ausging, dass chemische Botenstoffe an den Synapsen eine zentrale Rolle spielen, hielt die andere eine direkte elektrische Weiterleitung für wahrscheinlicher. Eccles hing lange Zeit der elektrischen Theorie an und sammelte in seinen Experimenten Daten, um diese zu unterstützen. 1949 gelangte er zu dem Schluss, dass es sich doch um eine chemische Vermittlung zwischen den Synapsen handelt. Durch Potenzialmessungen in Einzelzellen lebender Tiere konnte er 1951 an einer inhibitorischen Synapse ein Potenzial messen, das die Wirksamkeit der chemischen Übertragung nun auch für das zentrale Nervensystem bewies.

Der Physiologe Eccles stellte auch philosophische Überlegungen an. Davon zeugt etwa das mit Karl Popper verfasste Werk *The Self and its Brain* (1977) (*Das Ich und sein Gehirn* [1982]). Darin äußert sich Eccles auch zu der Frage, wie das Leib-Seele-Problem aufgestellt ist, also ob die physiologischen und chemischen Bedingungen des Gehirns, die er ja konkret untersuchte, das Ich und seine mentalen Zustände hervorbringen oder ob es noch eine darüber oder darunter liegende Instanz der Vermittlung benötigt. Eccles glaubte an Zweiteres.

2.7 Assoziatives Lernen und Computermodellierung – Marr

Die Kognitionswissenschaft verlegte sich nun endgültig darauf, Sehen und visuelle Wahrnehmung als Ausgangspunkt für ihre Theorien neuronaler Verarbeitung anzunehmen. 1973 laden Marvin Minsky und Seymour Papert den Mathematiker, Informatiker und Psychologen David Marr (1945–1980) in das von ihnen gegründete Artificial Intelligence Laboratory am MIT ein. Marr nimmt die Einladung an und entwickelt hier seine mathematischen Berechnungen visueller Reizverarbeitung unter Berücksichtigung bereits vorhandenen anatomischen und physiologischen Wissens. Der junge Marr nutzte die Zeit im AI-Labor, um seine Überlegungen zu spezifizieren, die posthum nach seinem frühen Tod im Alter von 35 Jahren unter dem Titel *Vision: A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information* (1982) veröffentlicht wurden.

Die Wichtigkeit von Marrs Arbeiten für die Computational Neurosciences zeigt sich in seinen grundsätzlichen Überlegungen über die menschliche Wahrnehmung von Objekten und den daraus resultierenden Computermodellen. Er setzte zunächst Sehen (Vision) mit dem Wahrnehmen von stark abstrahierten Repräsentationen/Bildern der Welt gleich und entwickelte ein dreistufiges Modell, mit dem sich die Verarbeitung dieser visuellen Repräsentationen formalisieren ließe. Marr schreibt:

> Vision is therefore, first and foremost, an information-processing task, but we cannot think of it just as a process. For if we are capable of knowing what is where in the world, our brains must somehow be capable of representing this information – in all its profusion of color and form, beauty, motion, and detail. The study of vision must therefore include not only the study of how to extract from images the various aspects of the world that are useful to us, but also an inquiry into the nature of the internal representations by which we capture this information and thus make it available as a basis for decisions about our thoughts and actions. (2010 [1982], 3)

Zunächst merkt Marr an, dass es mehrerer methodischer Zugänge bedürfe, um sich dem Problem der Wahrnehmungsverarbeitung zu nähern. Insbesondere drei Ansätze in den Neurowissenschaften müssten in ein Zusammenspiel gebracht werden müssen, wie Rich et al. zusammenfassen: »[D]ata analysis, mathematical modelling and the one that became clearer through Marr's later work, namely computational modelling. […] Computational modelling most interested Marr. He looked upon the brain as a physical device that

is performing computational tasks involving representing, processing and acting upon information.« (2015, 2) Diese drei Ansätze nehmen die zentrale Rolle in Marrs Buch ein und bilden die Grundlage für seine computergestützten Theorien über das menschliche Sehsystem.

Um ein allgemein gültiges Modell zu formulieren, nimmt Marr die Dualität zwischen Repräsentationen und Prozessen an. Bei Untersuchungen sowohl von Repräsentationen als auch von Prozessen werden allgemeine Probleme oft durch Alltagserfahrungen oder durch psychophysikalische oder sogar neurophysiologische Befunde ganz allgemeiner Art nahegelegt (vgl. Marr 2010, 331). Um zu einer Computertheorie der Wahrnehmung zu kommen, formalisiert Marr das Sehen von Objekten und seine räumlichen Aspekte: Er definiert Eigenschaften des zweidimensionalen Bildes, er schlägt auf Betrachter*innen zentrierte Darstellungen von Tiefe und sichtbaren Oberflächen und Konturen vor und setzt auf Diskontinuitäten der Objektgrößen; er schlägt ein 3-D-Modell vor, ein objektzentriertes Koordinatensystem, in dem die Objekte als Volumen angegeben werden, die die Organisation des von einem Objekt eingenommenen Raums und nicht nur seine sichtbaren Oberflächen explizit machen, und in dem die Objekte durch ihre verschiedenen Größen zueinander in Relation gesetzt werden (vgl. ebd., 330). Wenn eine rechnerische Theorie für einen Prozess formuliert wurde, können Algorithmen zu dessen Implementierung im Neuronalen Netzwerk, heißt in einem entsprechenden Computermodell entworfen werden. (Vgl. ebd., 331)

Diese äußere Objektwelt wird durch Wahrnehmungsprozesse, das heißt Berechnungsschritte ins Innere übertragen, so Marr:

> From a philosophical point of view, the approach that I describe is an extension of what have sometimes been called representational theories of mind. On the whole, it rejects the more recent excursions into the philosophy of perception, with their arguments about sense-data, the molecules of perception, and the validity of what the senses tell us, instead, this approach looks back to an older view, according to which the senses are for the most part concerned with telling one what is there. Modern representational theories conceive of the mind as having access to systems of internal representations; mental states are characterized by asserting what the internal representations currently specify, and mental processes by how such internal representations are obtained and how they interact. (2010, 6)

Gleichzeitig widmet er sich in seinen Arbeiten dem altbekannten Problem, wie sich die Beziehung zwischen Denken und Gehirn theoretisch fassen lässt.

So beschreibt eine der von mir interviewten Wissenschaftler*innen den Stellenwert von Marr für den Bereich der Cognitive Computational Neurosciences folgendermaßen:

> And they run into problems and they have to theorize of what is actually the relationship between thinking and the brain? What does it mean for the brain to compute? What does it even mean to explain thinking in brain processes? And in the foundations in cognitive science there is a classical work by David Marr who proposed, you can't explain for normative levels of distraction, what's the nature of the problem solved, what's the algorithm used for solving it, and what's the physical implementation? And this framework, I think, is now being readopted in cognitive neurosciences. They say, oh we need to think of these different levels of explanation. This is one example, but also with other things that not everything is associative learning, people have very creative processes, problem solving processes or actually a fundamental aspect of human cognition is that it is very open ended. And this we already knew, like in the 80s there were discussions about, that neural networks couldn't explain this. They cannot explain that in principle, people can understand sentences they have never heard before. They can speak sentences they have never said before. How is that possible? A neural network can only reproduce what it is trained on. (Interview 3, 20 Min.)

Marr bereitete mit seinen Arbeiten den Boden für die Verwendung von Computermodellen in den Kognitionswissenschaften als Alternative zur Konzeptualisierung Neuronaler Netzwerke. Gleichzeitig behauptet Marr nicht, mit seinem Ansatz alle Prozesse einschließen zu können, sondern zielt auf die Unterschiedlichkeit einzelner neuronaler Areale, deren Zusammenspiel in den Computermodellen eingefangen werden sollte. In seinem Vorwort zu Marrs Buch schreibt Shimon Ullman 30 Jahre später:

> Because of this complexity, it is perhaps not surprising that the full understanding of the computations performed at the level of V1 and V2 is almost as elusive as it was thirty years ago. How discrete events are represented, and how they are anchored in present or future time and space to a specific context, remains poorly understood – though the notion of the hippocampus acting as a type of distributed associative memory that binds events to context has been discussed extensively in the neuroscience literature. (In Marr 2010, xx)

Die Arbeiten Marrs und insbesondere sein posthum erschienenes Buch *Vision* setzen den Startschuss für die Computational Neurosciences sowie die Neuroinformatik, die, so wie Marr selbst, sich in ihren Überlegungen aus den Teildisziplinen der Psychologie, Mathematik und Informatik bedienen. Der Unterschied zwischen den beiden Bereichen Neuroinformatik und Computational Neurosciences ist oft nur ein gradueller: Die Neuroinformatik als Unterdisziplin der Informatik und der Neurobiologie befasst sich mit der Informationsverarbeitung Neuronaler Systeme in einem stark anwendungsorientierten Bezug zur Verwendung der Erkenntnisse in technischen Systemen. Computational Neurosciences hingegen als Unterdisziplin der Neurobiologie und der Physik suchen nach einem Verständnis neuronaler Systeme mittels mathematischer Modelle. Ab den 1980er-Jahren werden – unter anderem auch im Anschluss an Marr – immer häufiger Computermodelle zur Berechnung neuronaler Verarbeitungsprozesse entwickelt. Im Unterschied zu Marrs anfänglichen Überlegungen von Computermodellen spielen dabei stochastische, also wahrscheinlichkeitstheoretische Überlegungen sowie die Vorhersage von eintretendem Verhalten eine bedeutendere Rolle und damit weniger die Berechnung, sondern die Simulation von Prozessen. Durch die rechenstarken Computer können immer mehr Variablen in die Berechnung und die Simulation aufgenommen werden, um eine mit Komplexität verwechselte Variabilität der Ausgangs- und Randbedingungen zu bestimmen.

2.8 Computermodelle und ihre Auswirkungen für die Erkenntnisproduktion

Die Arbeit der Computational Neurosciences liegt in der theoretischen Vorbereitung, der Konstruktion und Verwendung von Computermodellen. Modelle sind vereinfachte Repräsentationen von ›Wirklichkeit‹, entweder in Form konkreter Gegenstände oder als rein abstrakte Übersetzungen etwa in Computermodellen. Um ›Realität‹ in Modelle übersetzen zu können, werden Vereinfachungen und Abstraktionen vorgenommen, die meist einen Schwerpunkt in der Funktionsweise des Modells festlegen. Die Abstraktionen führen so zur Konzentration auf Teilaspekte des gesamten komplexen Gegenstandes oder Vorgangs, was sich wiederum auf die theoretischen Überlegungen zurückwirkt. Theoretische Überlegungen und die Art der Modellierungen, die vorgenommen werden, bedingen somit einander. In den organischen wie artifiziellen Neuronenmodellen wurde der Fokus auf die Entscheidungsmechanismen synaptischer und neuronaler Tätigkeit gelegt.

Das Wesensmerkmal der Kybernetik waren die mathematische Behandlung von Information und die mathematische Neudefinition des Informationsbegriffes. In der Kybernetik wurden nun alle Naturvorgänge als informationsverarbeitende Vorgänge betrachtet, der Fokus lag auf den Steuerungs- und Regelungsmechanismen. Norbert Wiener, gerne als Vater der Kybernetik beschrieben, greift hierfür die boolesche Algebra auf und macht Vorschläge, wie diese in die Rechenmaschinen eingebaut werden muss und auf welchen Prämissen sie beruht.

Die Implementierung einer elektrotechnisch ausführbaren Aussagenlogik unter Zuhilfenahme boolescher Ordnungsfunktionen führt sukzessive zu den Möglichkeiten gegenwärtiger Erkenntnisproduktion mithilfe von Computern. Nicht alle am Computer getätigten wissenschaftlichen Arbeiten begründen sich auf die oben beschriebene Vereinigung rechnender Maschinen und mathematischer, statistischer Logik. Gleichzeitig beruht jede empirische, statistische Praxis des Computers auf der oben beschriebenen Implementierung einer spezifisch mathematisch formalisierten Sprache (und ihren Kategorisierungen) und hintereinander geschalteten Schritten, deren Algorithmen nach binären Antwortmöglichkeiten wie ja/nein, anwesend/abwesend, ähnlich/nicht ähnlich verlangt. Diese mathematischen Bedingungen der Erkenntnisproduktion wie der zugrunde liegenden Logik bestimmen gegenwärtig die Erkenntnisse über die Funktionsweise menschlicher Gehirne: durch ihre wissenschaftliche Praxis stochastischer Berechnungsweisen synaptischer Aktivität und Neuronaler Netze ebenso wie durch ihre algorithmische Suche nach Mustern in Big Data. Die Logik der formalen Sprache, alle physikalischen wie physischen Phänomene des Gehirns sowie die Logik sich in Konkurrenz zueinander (Ausschluss/Entweder-oder) verhaltender und linear angeordneter Prozesse bedingen demnach die Erkenntnisse über das Gehirn. Für diesen letzten Schritt von einer zunächst mathematischen, deduktiven Logik hin zu einer induktiven Logik braucht es noch die Implementierung der Errungenschaften der Wahrscheinlichkeitstheorie, die sich parallel entwickelte.

Auf diesem Weg wurden Theorien und Neuronenmodelle entwickelt, mit deren Hilfe sich Vorhersagen zukünftigen Verhaltens ableiten, wie zum Beispiel Wachstumstendenzen oder die Entscheidungstätigkeit Neuronaler Netze. Stimmen die experimentellen Ergebnisse mit den aus der Theorie abgeleiteten Vorhersagen überein, ist die Theorie bestätigt, stimmen sie nicht überein, kann die Theorie verworfen werden. Will man eine Theorie vollständig testen, um herauszufinden, ob die hieraus gewonnenen Annahmen wirklich

richtig sind, muss man auf die statistischen Prüfmethoden zurückgreifen, da die stochastischen Modelle allein in der Logik der Statistik auf ihren Wahrheitsgehalt beziehungsweise ihre Validität getestet werden können. Die Ergebnisse werden eben nicht auf wahr/falsch geprüft, sondern dahingehend, wie hoch die Wahrscheinlichkeit ist, dass die Annahme valide ist. Es geht also um Validität, nicht um Wahrheit, siehe Ian Hacking. Zum Testen braucht es statistische Schätzer wie die Bonferroni-Ungleichungen zur Abschätzung der Wahrscheinlichkeit des Durchschnitts beziehungsweise der Vereinigung von Ereignissen.

Das Fachbuch *Principles of Computational Modelling in Neuroscience* (Sterratt et al. 2014) hält fest, dass für ein erfolgreiches Modellieren Theorien zunächst in Worte gefasst oder vielleicht mit einem Diagramm dargestellt, aber in jedem Fall beschrieben werden müssen. Auch um die Vorhersagen aus einer Theorie abzuleiten, können Worte und Argumentationen oder weitere Diagramme eingesetzt werden. Sie stellen wichtige Werkzeuge für die Theoriebildung dar. Aber es ist riskant, sich allein auf sie zu verlassen, da sich mit ihnen keine komplexen Problemfelder beschreiben oder theoriegetriebene Vorhersagen vornehmen lassen: Mit Worten, also sprachlich formulierten Theorien, wird erstens nicht genau genug spezifiziert, und zweitens sind viele Theorien zu komplex für qualitatives verbales Schlussfolgern, sodass keine Vorhersagen getroffen werden können. Hinzu kommt, dass die hierfür eingesetzte Statistik knifflig und kompliziert ist. Hier kann Stochastik weiterhelfen. Die Lösung des Problems der hohen Komplexität besteht darin, die Theorie genauer zu spezifizieren, und zwar in der Sprache der Mathematik, die die Beziehung zwischen den Variablen genauer und eindeutiger herstellen kann. Die Gleichungen können dann aufgelöst werden, um eine Vorhersage zu treffen. Eine Theorie, die durch Gleichungssätze spezifiziert wurde, nennen wir ein mathematisches Modell. Jedes Modell kann dann als eine oder mehrere Differentialgleichungen ausgedrückt werden, um die Komplexität des ausgehenden Problems einzufangen und jede mögliche Antwort mathematisch zu modellieren und nachzuvollziehen (vgl. Sterratt 2014, 1f.).

Ein gut konstruiertes und nützliches Modell ist eines, das dazu dient, das Verständnis des Untersuchungsgegenstandes zu vergrößern, nicht um das System detaillierter zu beschreiben oder zu untersuchen, sondern um das *Verhalten* eines Systems unter den beschriebenen Bedingungen *vorherzusagen*.

> Mathematical modeling involves building formal reductions based on descriptive and mechanistic models of natural phenomena associated with

> the brain over the huge range of spatial and temporal scales that characterize it. These reductions have to take into account the complexity and heterogeneity of the brain's components. Mathematical methods and computer simulations are used to explore whether the mechanisms proposed are capable of accounting for the phenomena they are intended to explain. (Willshaw/Dayan/Morri 2015, 2)

Ganz in der Tradition von Marr ist für die Vorgehensweise des Computermodellings in den Computational Neurosciences die sukzessive und mittlerweile sehr detaillierte Vermessung der einzelnen Teilbereiche eines Prozesses, der untersucht werden soll, grundlegend. Für die Computational Neurosciences ist bis heute die weiter oben beschriebene Hodgkin-Huxley-Simulation der Ausbreitung eines Nervenimpulses (Aktionspotenzials) entlang eines Axons das maßgebliche Modell. Das System und die Gleichungen, die dieses System beschreiben, stehen fest, für weitere Berechnungen können die Variablen und die eingesetzten numerischen Bestimmungen geändert werden. *Computational modelling* ist die einzige Methode, mit der eine Theorie in den Computational Neurosciences auf ihre Richtigkeit geprüft werden kann.

Computermodelle dienen als Hilfsmittel, geeignete Entscheidungen zu fällen und damit die eigenen Überlegungen zu begründen. Ohne den Computer wäre dies in den Computational Neurosciences nicht möglich, da eine große Anzahl interagierender Elemente des neuronalen Systems in die Überlegungen miteinbezogen werden muss. Die für die Berechnungen verwendeten Daten sind oft nicht von ausreichend guter Qualität, da sie aus indirekten Messungen gewonnen werden. Computermodelle helfen dabei, die interessanten Variablen in den Daten abzuleiten. Computermodelle beseitigen durch ihre mathematische Formalisierung die Mehrdeutigkeit von Theorien. Die Modelle, die für einen Großteil neurobiologischer Systeme meist auf zellulärer Ebene entwickelt wurden, haben einen solchen Komplexitätsgrad erreicht, dass sie von den Wissenschaftler*innen als realistische Modelle akzeptiert werden. Die Anzahl der interagierenden Elemente, die simuliert werden, etwa von Neuronen, kann dank der Fortschritte in der Computertechnologie sehr groß und damit repräsentativ sein. Computermodelle helfen dabei, Hypothesen zu überprüfen, und können somit Experimente ergänzen. Obwohl Experimente für die Entwicklung eines Modells und die Festlegung von Anfangsparametern unerlässlich sind, können Modellierungen dazu dienen, die effektive Reichweite von Experimenten zu erweitern (vgl. Sterratt et al. 2014, 5).

Jedes mathematische Modell bedient sich als Grundlage eines anderen, auf eine bestimmte Funktion spezialisierten Typus mathematischer Modelle. Die Wahl des Modells hängt davon ab, welche Aspekte eines Systems modelliert werden sollen und wie man mit Parametern umgeht, die experimentell bisher noch nicht vermessen wurden oder die gar nicht gemessen werden können.

Im nächsten Abschnitt wird es um die Geschichte der Neuronalen Netzwerke und der künstlichen Neuronalen Netzwerke gehen. Für die Computational Neurosciences sind Neuronale Netzwerke nicht das bevorzugte Untersuchungsfeld, die von mir befragten Wissenschaftler*innen haben sich in der Beschreibung ihres Untersuchungsgegenstandes explizit von Neuronalen Netzwerken abgegrenzt. Dabei haben sie deutlich gemacht, dass die Computational Neurosciences in der Tradition der physiologischen und physikalischen Beschreibung von Prozessen stehen beziehungsweise ausdrücklich an die Kognitionswissenschaften anknüpfen. Darüber hinaus waren sie sich darin einig, dass Computational Neurosciences an die drei Ebenen der Analyse (Marr) anknüpfen und es hierbei konkret um das Finden von Computermodellen zur Beschreibung neuronaler Reizverarbeitung geht. Auch wenn Computational Neurosciences nicht dezidiert an der Weiterentwicklung artifizieller Netzwerke forschen, im Gegensatz zu anderen, dem Konnektionismus und damit der Informatik näherstehenden Disziplinen, verwenden sie erstens in ihren Computermodellen neuronale Netzalgorithmen, und zweitens erhalten Neuronale Netze ab den 1990er-Jahren eine enorme Bedeutung, die im Folgenden näher beleuchtet werden soll.

Stochastik in Computermodellen

Nachdem Marr wichtige Grundlagen für die Übersetzung von Wahrnehmung in Computermodellen geschaffen hatte, sind mathematische Modelle heute aus den Computational Neurosciences nicht mehr wegzudenken. Das Modellieren von Neuronenmodellen mithilfe stochastischer Berechnungen in Computern stellt heute das Hauptbetätigungsfeld der Computational Neurosciences dar. Jedes stochastische Modell basiert auf der Implementierung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen und Zufallselementen. Gleichzeitig ist die Operationalisierung von Zufallsverteilungen in den Algorithmen die Hauptschwierigkeit beim Modellieren: »At the heart of creating a stochastic model is the problem of defining suitable probability distributions for model quantities that are random variables.« (Sterratt et al. 2014, 344) Das bedeutet,

dass jedes Computermodell nicht nur auf mathematischen Modellen beruht, sondern auch, dass jedes Computermodell, das angemessene Wahrscheinlichkeitsverteilungen für Zufallsvariablen festlegt, auf der Verwendung von Stochastik beruht. »Quantities whose value is in some way random, be they model variables or parameters, or experimentally measured data, are described by probability distributions which assign a probability that a quantity will have a particular value or range of values.« (Ebd., 342) Zufallsgesteuerte Prozesse in Neuronenmodellen, die mit Stochastik berechnet werden, gibt es viele. Hierzu gehört zum Beispiel das Modellieren der Membrantätigkeit bei sich öffnenden und schließenden Ionenkanälen, molekulare Wechselbeziehungen in innerzellularen Signalwegen und die Transmitterstreuung, um nur einige prominente Beispiele zu nennen. Als Beispiel eines nicht linearen Prozesses kann das Aktionspotenzial eines Neurons herangezogen werden:

> [W]enn jetzt das Membranpotenzial eine bestimmte Schwelle erreicht, dann gibt es eine starke Reaktion einer Nervenzelle, das ist ein höchst nicht-lineares Phänomen. Denn wenn man zum Beispiel den Input ums Doppelte erhöht, erhöht sich jetzt nicht das Membranpotenzial ums Doppelte, sondern das ist ein superstarker nicht-linearer Prozess. Und das, mit diesen Tools, die man da in der Physik gelernt hat, die sind sehr hilfreich, um komplexe neuronale Systeme zu untersuchen. (Interview 2, Min. 7f.)

3 Ideengeschichte Neuronaler Netzwerkmodelle. Übersetzungen und das Finden einer adäquaten symbolischen Sprache komplexer Prozesse

Die in den beiden letzten Kapiteln beschriebene Ideengeschichte der Durchsetzung einer Mathematischen Logik, dem Zusammenkommen von Mathematik in Experimentaltechnologien und damit die Herausbildung der Physik und – elementar für die Neurowissenschaften – der Physiologie dient als Ausgangspunkt für die Beschreibung aktueller Entwicklungen in den folgenden Kapiteln. Diese werden von mir mit den Konzepten der *Laboratisierung der Gesellschaft* und der *Mathematisierung der Wahrnehmung* beschrieben. Das 1943 von McCulloch und Pitts vorgeschlagene und mit dem Nobelpreis ausgezeichnete Neuronenmodell findet heute zwar kaum noch Anwendung, ist aber nach wie vor wohlbekannt, eröffnete der Ansatz doch ein grundlegend neues, technisches, Verständnis neuronaler Prozesse. Das Konzept der Neuronalen

Netzwerke nimmt erst durch das operative Verständnis der Kybernetik richtig Fahrt auf und findet dadurch Eingang in die sich formierende Informatik (vgl. Breidbach 1997, 23). Auch wenn sich in den Vorläuferwissenschaften der Computational Neurosciences von Beginn an bereits komplexere Modelle von Neuronenverbänden finden lassen und detailliertere Verhaltensweisen von spezifizierten Neuronen und Synapsen beziffert und in die Computermodelle integriert wurden, zeigt die Geschichte der Physiologie, als Ausgangspunkt der Computational Neurosciences, dass anfänglich die komplexen Strukturen und Abläufe zerebraler Prozesse auf sehr vereinfachte Netzwerk Konstrukte und ein abstraktes Verständnis der Reizverarbeitung im Gehirn runtergebrochen wurde.

3.1 Künstliche Neuronale Netzwerkmodelle

In den gegenwärtigen Computational Neurosciences steht nicht mehr der Computer Pate für die Funktionsweise des Gehirns, denn nach jahrzehntelanger Gleichsetzung von Gehirn und Computer wird die Algorithmizität des Gehirns nicht mehr infrage gestellt, sondern als gegeben angenommen. Neuronale Vernetzungen stellen nun das Vorbild für die Funktionsweise des Computers dar. Zwei Funktionsweisen des menschlichen Gehirns werden in diesem Ansatz hervorgehoben: zum einen seine Fähigkeit, Informationen zu verarbeiten, und zum anderen seine Fähigkeit, aus Beispielen zu lernen. Die künstlichen Neuronalen Netzwerke, die vermeintlich die Neuronalen Netzwerke des Gehirns nachbilden, sollen als Vorbild dienen, den Computer zum Lernen zu bringen. Die verschiedenen Vordenker Neuronaler Netzwerke, so Breidbach (1997), »gewannen ihre Inspiration zu einem entsprechenden Vorgehen nicht etwa aus einem unverbauten Blick auf die Realitäten natürlicher neuronaler Netze« (23). Dies habe ich anhand der unterschiedlichen Ansätze bereits weiter oben näher ausgeführt. Die Inter- und Transdisziplinarität der Theorien wie auch des Bereiches, in denen das Modell angewendet wird, gilt bis heute: »Die derzeitig verfolgte Hypothese, über das Modell der neuronalen Netze mehr und Neues über die prinzipiellen Verrechnungseigenschaften des Hirngewebes zu erfahren, erwuchs aus einem kompliziert ineinandergreifenden Dialog verschiedener Disziplinen.« (Ebd.)

Im Folgenden werde ich die Theorien artifizieller Netzwerke seit den 1990er-Jahren bis heute vorstellen. Neuronale Netzwerke werden in der Hirnforschung wie in der künstlichen Intelligenz und der Informatik zum wichtigsten konnektionistischen Modell, zu einer alles fundierenden Meta-

pher, die jegliche logische Annahmen und Verarbeitungsprozesse im Gehirn wie im Computer ordnet. Neuronale Netze und künstliche Neuronale Netze sind originärer Forschungsgegenstand der Neuroinformatik und stellen heute einen wichtigen Untersuchungsgegenstand und ein zentrales Einsatzgebiet der künstlichen Intelligenz dar. Auch wenn biologische Neuronale Netze als Vorbild artifizieller Netze dienen, sind künstliche Neuronale Netzwerke Abstraktionen und Modelle, das Nachbauen biologischer menschlicher Neuronennetzwerke ist der Forschungsgegenstand der Computational Neurosciences.

Den Anfang machten McCulloch und Pitts mit ihrer »Arbeit zur Theorie neuronaler Netze, in der sie zeigen konnten, daß jede aussagenlogische Funktion vermittels eines neuronalen Netzwerkes von einfachen binären Schwellenwerten simuliert werden kann« (Sichtweisen der Informatik, 78). Bereits 1947 erkennen McCulloch und Pitts, dass solcherart modellierte Netze unter anderem für die räumlichen Mustererkennungen eingesetzt werden können. Mit der hebbschen Lernregel stellte Donald Hebb 1949 eine allgemeine Formel auf, die bis heute in die meisten der künstlichen neuronalen Lernverfahren integriert wurde. Auf dem Gebiet künstlicher Neuronaler Netze erzielte Frank Rosenblatt im Jahr 1958 einen wichtigen Durchbruch, indem er den Netzwerken ihre Form gab mit einer bestimmten Anzahl *n* an Input-Neuronen, einer der Anzahl der Input-Neuronen angepassten Anzahl an Hidden-Neuronen und einem am Ende des Netzwerks stehenden Output-Neuron. »Mit dem Perzeptron hatte er ein Modell entwickelt, welches sich teilweise selbst organisieren und formales Lernen realisieren, einfache Muster erkennen und klassifizieren konnte.« (Fuchs-Kittowski 1992, 78) Der Erfolg dieser ersten Generation artifizieller Neuronaler Netze kam zu einem vorläufigen Ende durch die von Minsky und Papert geäußerte Kritik und deren Veröffentlichung in dem Buch *Perceptrons* (1969). Das von Marvin Minsky und Seymour Papert publizierte Buch untersucht die prinzipielle Leistungsfähigkeit zweischichtiger neuronaler Feedforward-Netze und zeigt darin ihre funktionale Beschränktheit auf.

> Erst 1985 wurde von Rumelhart und Hinton ein leistungsfähiger Lernalgorithmus entwickelt, der es ermöglicht, ein Fehlerintegral auch für die Neuronen verdeckter Schichten zu definieren. Mit diesem Algorithmus der Backpropagation wird es nun möglich, Netzwerke mit mehreren verdeckten Schichten zu entwickeln und neuronale Netzwerke wieder verstärkt zu untersuchen. (Fuchs-Kittowski 1992, 78)

All diese Konzepte sehen das Gehirn als Rechenmaschine, das nach festen, vorgegebenen Regeln rechnet. ›Intelligenz‹ beruft sich hierbei auf die Logik der Programmierung von Computern. Der Ansatz, alle denkbaren Regeln für bestimmtes Verhalten von oben nach unten (top down) zu bestimmen – also sie zu codieren –, kommt schnell an seine Grenzen. Erst mit der Rückkehr zu einem konkurrierenden Paradigma Neuronaler Netze, das aus dem Konnektionismus stammt, und der Nachahmung des Bottom-up-Verfahrens (von unten nach oben) versuchte man, Neuronale Netze aus parallelen, in sich selbst nicht intelligenten Prozessoren aufzubauen.

Im Anschluss an diese Nachahmung des Bottom-up-Verfahrens beruhen künstliche Neuronale Netzwerke auf neuronalen *circuits*, wie wir sie aus der Elektrotechnik kennen, und wurden zunächst als Einheiten getrennter Systeme konzipiert, die sich mathematisch gut berechnen ließen. Erst später wurden aus den so beschriebenen Kreisläufen selbstreferenzielle, sich selbst organisierende, als kleine Schaltpläne imaginierte Einheiten (*circuits*) dynamisch miteinander verwobener Netzwerke. Die Kybernetiker Wiener und Minsky arbeiteten eine Theorie aus, die das Gehirn als Schaltplan plausibilisiert. Gleichzeitig und darauf aufbauend entwickelte sich der Computer als Verschaltung boolescher Funktionen. In den Jahren nach 1943 ergänzten Neurowissenschaftler*innen die Idee Neuronaler Netze mit Konzepten und Techniken aus der mathematischen Physik, der Kontrolltheorie, der Wahrscheinlichkeitsrechnung und Statistik sowie der Informationstheorie. Trotz dieser konzeptionellen Erweiterungen ist das Erbe von McCulloch und Pitts in der aktuellen theoretischen Neurowissenschaft immer noch präsent, zumindest in der terminologischen Wahl, neuronale Aktivität als Berechnung zu beschreiben. Auch wenn aktuelle mathematische Modelle nicht mehr auf Logik oder Berechenbarkeitstheorie zurückgreifen, um neuronale Systeme zu beschreiben, verwenden doch viele theoretische Neurowissenschaftler*innen das Bild, dass Neuronale Netze, Neuronen, aber auch subneuronale Strukturen wie Dendriten und Synapsen ›Berechnungen‹ durchführen. Ab den 1990er-Jahren und aufgrund sich abzeichnender Mängel des kognitiven Modells,

> nämlich daß Symbolverarbeitung auf sequentiellen Regeln beruht und lokalisiert erfolgt und daß es aus der Sicht der Neurophysiologie einer synthetischen Vorgehensweise bedarf, entwickelt man heute wieder verstärkt auf der Grundlage des Prinzips der Selbstorganisation konnektionistischer

> Modelle. Sie sollen wichtige kognitive Fähigkeiten wie Wiedererkennen und assoziatives Gedächtnis realisieren. (Sichtweisen der Informatik, 79)

Der Kognitivismus wird durch konnektionistische Modelle abgelöst beziehungsweise werden beide Bereiche stärker miteinander verknüpft. Nicht mehr die Frage der Verarbeitung von zeichenhaften Repräsentationen steht von nun an im Fokus, sondern die Selbstorganisation und Lernfähigkeit von Systemen auf neuronaler Ebene.

Der Wunsch, komplexere Zusammenhänge untersuchen zu können, führt dazu, dass in die mathematischen Gleichungen immer häufiger Stochastik miteinfließt, die Komplexität und Vorhersagbarkeit verspricht und somit vermehrt zu Modellierungen und Simulationen neuronaler Prozessverarbeitung führt.

> Nach dem Paradigma des Konnektionismus ist die Semantik nicht in bestimmten Symbolen lokalisiert, sondern eine Funktion des Gesamtzustandes des Systems. Sie ergibt sich aus dem Funktionieren z.B. der Wiedererkennung oder des Lernens. Der Gesamtzustand entsteht aus einem Netzwerk von Einheiten – oft als »sub-symbolische Ebene« bezeichnet. Indem die Bedeutungen nicht in diesen Bestandteilen, sondern in den sich aus der Interaktion der Bestandteile ergebenden komplexen Aktivitätsmustern existieren, gibt es hier eine deutlich andere Ebene für die Semantik. (Fuchs-Kittowski 1992, 79)

Nachdem Syntax und Semantik in der Nachrichtentechnologie durch den Begriff der Information verkürzt und ersetzt worden waren, entsteht nun aus dem Zusammenspiel syntaktischer Strukturen eine Semantik, die nicht mehr nur formale operative Logiken verstehen will, sondern ein Ganzes in den Blick zu nehmen meint.

Auch Hebbs und Marrs aus der Psychologie inspirierte Formalisierungsschritte sind für das Verständnis wichtig: Die Gleichsetzung von Neuronalen Netzen mit der Grundlage von Gedanken, dass sie die anatomische Form einer komplexen Gedankenwelt vorgeben und damit Denken als Abarbeiten algorithmischer Schritte wahrgenommen wird, mit ihren Reflexionsschleifen und ihrer Vorstellung von Komplexität, ist fundamental wichtig für aktuelle Debatten im Rahmen der Philosophie des Geistes, Fragen zu freiem Willen *versus* ihrer Determinierung durch die Netze im Gehirn und zu den KI-Debatten (mehr dazu in Kap. 6).

3.2 Rekurrente und Feedforward-Netzwerkmodelle – Hinton

Heute bestehen hauptsächlich zwei Neuronenmodelle nebeneinander, beide spielen eine besondere Rolle für die Konzeptualisierung künstlicher Neuronaler Netzwerke. Das ›vorwärtsgerichtete‹ Feedforward-Neuronenmodell ist die Grundlage für die neue, deutlich schnellere Generation selbstlernender (Deep-Learning-)Algorithmen. Rekurrente Netzwerke basieren auf den weiter oben beschriebenen Lernalgorithmen und zeichnen sich durch reziproke Verbindungen (Rückkopplungen) zwischen den Einheiten aus, das heißt, alle Einheiten sind wechselseitig miteinander verbunden. Die künstlichen Feedforward-Netzwerke fußen auf einer hierarchischen Architektur von Schichten, die wiederum aus kleinen Berechnungseinheiten bestehen. Für den Aufbau der Verbindungen zwischen den Neuronen wurde der heute weit verbreitete Backpropagation-Algorithmus (Rumelhart et al. 1986a) verwendet. Feedforward-Modelle weisen keine Rückkopplungen auf, das heißt, die Signalweitergabe läuft immer nur in eine Richtung, von der Eingabeschicht mit vielen Einheiten über versteckte (hidden) Schichten mit weniger Einheiten bis hin zur Ausgabeschicht, die meist nur noch über wenige oder sogar nur eine Einheit verfügt. Alle Einheiten aus der Eingabeschicht sind mit der nächsten Schicht verbunden, nicht aber untereinander.

> In this field the primary emphasis is on designing networks containing many nerve-cell-like elements that carry out useful tasks, such as pattern recognition. Feedforward networks which are made up of input neurons and output neurons and the addition of intermediate, so-called hidden, neurons increase their power and applicability. (Sterratt 2014, 241)

Am Anfang seiner Karriere steht für Geoffrey Hinton, einen der ›Väter‹ von Deep-Learning- Algorithmen, der Gedanke, dass Modelle der Informationsverarbeitung im Computer durch parallel stattfindende Prozesse repräsentiert sein müssen. Zu seiner Zeit war der Computer noch eine adäquate Analogie für den Informatiker und Kognitionspsychologen: »The brain is a remarkable computer« – befindet der bereits in der Einleitung vorgestellte Geoffrey Hinton in einem Artikel von 1992 (145). Hinton ging es zunächst um die Übersetzung von Repräsentationen, wie etwa der von Gesichtern, und darum, den Neuronalen Netzwerkalgorithmen beizubringen, Muster zu erkennen. Die Neurowissenschaften aber verabschiedeten sich in den 1990er-Jahren sukzessive von dem Wunsch, Verrechnungsfunktionen innerhalb eines parallel geschalteten Gefüges von Nervenzellen abbilden zu können, und

folgten der Idee, in einer Analyse von Einzelzellaktivitäten prinzipielle Funktionseigenschaften des Hirns zu entschlüsseln. Bei diesem Vorgehen war aber im Laufe der siebziger Jahre klar geworden, daß die hierarchisch geordneten logischen Prozessoren, die die klassischen, das heißt nichtparallelen Rechnerarchitekturen auszeichnen, ein nur sehr unzureichendes Modell für die Organisation interneuronaler Verrechnungsprozesse darstellen. Zudem hatte die Forschung um die künstliche Intelligenz im Laufe der achtziger Jahre leistungsfähige Rechner entworfen, die […] Momente realer biologischer Systeme nachzeichneten« (Breidbach 1997, 25)

Was auch nach der Aufgabe der ersten Generation Neuronaler Netze bleibt, ist die »konstatierte Analogie zwischen realem und artifiziellem System« (ebd., 26).

Für die neue Generation selbstlernender Algorithmen bestimmt die Architektur der Neuronalen Netze ihre Leistungsfähigkeit, sodass es nicht nur darum gehen kann, leistungsfähigere Computer zu entwickeln, um eine Angleichung menschlicher und computationaler Performances zu erreichen, sondern neue Konzepte der Vernetzungsarchitektur zu entwickeln, die uns ein reales Verständnis von Lernprozessen vermitteln. Der heute als Deep Learning bezeichnete Ansatz neuer selbstlernender Algorithmen orientiert sich an zwei Schlüsseleigenschaften, die mit der Funktionsweise des menschlichen Gehirns assoziiert werden: die neuroarchitektonische Voraussetzung, Informationen parallel über mehrere, miteinander verbundene Gehirnzellen zu verarbeiten, und die Fähigkeit, aus Beispielen zu lernen:

> What makes people smarter than machines? They certainly are not quicker or more precise. Yet people are far better at perceiving objects in natural scenes and noting their relations, at understanding language and retrieving contextually appropriate information from memory, at making plans and carrying out contextually appropriate actions, and at a wide range of other natural cognitive tasks. People are also far better at learning to do these things more accurately and fluently through processing experience. (McClelland/Rumelhart/Hinton 1988, 3)

Was also macht Menschen, im Sinne eines ›Durchschnittsmenschen‹ – ordinary people –, intelligenter als Maschinen? Schaut man in die künstliche Intelligenzforschung, ergibt sich eine klare Antwort, wie im Interview weiter oben bereits angedeutet: Der Mensch kann all das, was der Maschine erst durch sogenanntes Lernen mühsam beigebracht werden muss, und dies ohne

Einwirkung eines ›äußeren Lehrers‹, der das Wahrgenommene in einen Kausalzusammenhang stellen muss: »A teacher, who knows what the response of each output unit should be for that particular input, indicates to each unit the size and sign of its error. For a theoretical model, the teacher is usually the person designing the net. In the brain the teacher is presumed to be another part of the brain.« (Crick 1989, 130) Aber nicht nur das, der Mensch kann auch Dinge erkennen oder Sätze verstehen, die er oder sie noch nie vorher gehört oder gesehen hat. Die Aufgabe, die sich daraus für die künstliche Intelligenzforschung ergibt, ist es, selbstlernende Algorithmen zu programmieren, die kausale Zusammenhänge erkennen können und keine äußere Instanz mehr brauchen, um zu entscheiden, ob die Ergebnisse in den algorithmischen Prozessen richtig oder falsch sind, sondern in die algorithmischen Einschätzungen als intrinsische Bewertungsskala in den Neuronalen Netzwerken verankert werden können. Eine Möglichkeit, um diese Instanz in algorithmische Systeme zu implementieren, stellt die Fehlerrückführung dar: die *backward propagation of errors*, kurz Backpropagation. Nach der Idee, Neuronale Netze als selbstorganisierte Systeme zu bauen, kam also ein weiterer Aspekt hinzu, der einen immensen Einfluss auf die weitere Entwicklung künstlicher Intelligenz haben sollte:

> The full name of the algorithm is »the back propagation of errors« but it is often called back prop for short. It can be applied to any number of layers, although only three layers are usually used: an input layer, a middle layer (referred to as the hidden units) and an output layer. A unit in each of the first two layers connects to all units in the layer immediately above. There are no reverse connections or sideways connections or sideways connections-a simple net indeed. Each unit forms the usual weighted sum of its inputs and emits a graded output. (Ebd.)

Der Grundgedanke basiert auf verschiedenen Schichten, zu Cricks Zeiten waren es meist drei, heute bestehen Neuronale Netze in der Regel aus mehr Schichten, was wiederum ihre Geschwindigkeit deutlich erhöht – allerdings auch eine deutlich schnellere Rechenleistung erfordert. Jede Schicht besteht aus kleinen Verarbeitungseinheiten, den Knotenpunkten (wie auf dem Buchcover zu sehen). Jeder Knotenpunkt einer Schicht ist mit jedem Knotenpunkt der nächsten Schicht verknüpft, Verbindungen rückwärts oder seitwärts gibt es nicht. Durch Zugabe eines Eingabewerts werden zunächst ›zufällige‹ Verbindungen aufgebaut, die Aktivität in der Ausgabeschicht erzeugen. Wird das erwünschte Ziel nicht erreicht, heißt, der Eingabewert wurde nicht erfolg-

reich übertragen, werden die Fehlersignale verwendet, um sie als Informationen an die versteckten Einheiten in der mittleren Schicht ›rückwärts zu übertragen‹. Diese nutzen die Fehlermeldung, um die Informationsverarbeitung in jedem dieser Knotenpunkte anzupassen. Die Schichten haben dabei unterschiedliche Funktionen. Geht man eine Schicht nach unten, werden Details über eine bestimmte Struktur und ihre Funktionen hinzugefügt; wenn man eine Ebene nach oben geht, abstrahiert man von den Details der unteren Ebene und fügt eine Struktur in ihren mechanistischen Kontext ein.

> That level of explanation can then be combined with other levels by showing how each structure perform its function in virtue of its lower level organization as well as how each structure fits within a larger containing mechanism. Going down one level involves adding details about a given structure and how it performs its functions; going up one level involves abstracting away from lower level details and fitting a structure into its mechanistic context. (Turner/De Haan 2014, 191)

Diese Deep-Learning-Algorithmen basieren auf den sogenannten Lernalgorithmen. Im Fall der Neuronalen Netze erfolgt das Lernen durch »Backpropagation«, bei der aus der Differenz zwischen der aktuellen Ausgabe und der gewünschten Ausgabe ein Signal abgeleitet wird, das an die dazwischenliegende Schicht zurückgegeben wird. Dadurch werden die Gewichte der Verbindungen zwischen diesen Zwischenschichten verändert und die Fähigkeit des Neuronalen Netzwerks, die Trainingsdaten zu reproduzieren, iterativ verbessert (vgl. McQuillan 2016, 6f.). Nach der Konstruktion eines künstlichen Netzes, eines Algorithmus, folgt die Trainingsphase, in der das Netz ›lernt‹. Die Idee hinter Deep Learning ist, der Maschine viele Beispiele für Eingaben sowie gewünschte Ausgaben zu präsentieren. Die jeweiligen Algorithmen sollen anhand der eingespeisten Trainingsdaten Muster erkennen. Ob erfolgreich Muster erkannt wurden, wird dem Algorithmus durch die Gegenüberstellung einer gewünschten Ausgabe als richtig oder falsch gespiegelt, sodass der Algorithmus, wenn er falsch liegt, die Ähnlichkeit zwischen zwei Mustern nicht richtig erkannt hat und erneut einen Suchprozess durchlaufen muss. Anhand dieser als ›richtig‹ oder ›falsch‹ erkannten Ähnlichkeit ändern sich die Verbindungsstärken des (künstlichen) Neuronalen Netzwerks auf lange Sicht so, dass Algorithmen die Ähnlichkeit von Mustern immer besser erkennen können. Deep-Learning-Netzwerke können durch folgende Methoden lernen: Entwicklung neuer Verbindungen; Löschen existierender Verbindungen; Ändern der Gewichtung von Neuronen; Anpassen der Schwellen-

werte der Neuronen, sofern diese Schwellenwerte besitzen; Hinzufügen oder Löschen von Neuronen; Modifikation von Aktivierungs-, Propagierungs- oder Ausgabefunktion. Diese Backpropagations-Netzwerke befördern eine Fehlerrückführung, wenn das eigentlich zu Erkennende vom Algorithmus nicht erkannt wurde. Für das Erkennen eines Bildes etwa verarbeiten die selbstlernenden Algorithmen schichtweise und Schritt für Schritt Informationen. Um beispielsweise ein Foto zu erkennen, registriert der Algorithmus der ersten Schicht nur Schwarz und Weiß, im zweiten Schritt ein paar grob gesetzte Merkmalsmarkierungen, sodass nach dem Durchlaufen vieler Schichten nach und nach ein Gesicht erkannt wird. Im Fall von künstlichen Neuronalen Netzen wird die Verbindung dadurch gestärkt oder geschwächt, dass die übertragenen Informationen anhand von Tausenden von Beispielen, die der Maschine zur Verfügung gestellt wurden, als richtig oder falsch erkannt werden.

Künstliche Neuronale Netzwerke sind schnell und können vielseitig eingesetzt werden: Sie kommen in Übersetzungsmaschinen, in Suchmaschinen und deren Vorschlägefunktion vor. Ein enormes Potenzial haben künstliche Neuronale Netzwerke im grafischen Bereich, in der Animation, im Film generell, im Berechnen fehlender Sequenzen, in der Berechnung von Verläufen, allgemein in der Mustererkennung und vielem, vielem mehr. In den Computational Neurosciences ist es eines von mehreren Neuronenmodellen, durch seine Übertragung und Nutzung in der Informatik definitiv das erfolgreichste. Trotz des Erfolgs dieser Feedforward-Neuronenmodelle gibt es eine breit geführte Diskussion, auch innerhalb des Feldes der Computational Neurosciences und der Neuroinformatik, über die Möglichkeit und Gefahren der Übertragbarkeit auf die Funktionsweise organischer Neuronaler Netze.

3.3 Kritik am Netzwerkmodell

Seit dem 20. Jahrhundert wird das Gehirn verstärkt über Neuronenmodelle erklärt und theoretisiert. Diese sind in den Computational Neurosciences immer auch mathematische Modelle. Den Startpunkt hierfür legten sicherlich die, anfänglich kriegsbezogenen, Arbeiten von Alan Turing, Claude Shannon, Norbert Wiener und anderen. Der Medizinhistoriker Cornelius Borck beschreibt die Phase in der die Entdeckung des Computers fällt, als spannende Zeit für die Neurophysiologie.

> Exciting times, indeed: during these decades, neurophysiology discovered the nervous system's operating mode to be a universal code of digital communication, […]. The computer was a materialization of just such electrical thinking and was thus a brain model of a new kind. In contrast to Sherrington's metaphor of the enchanted loom and brain models like the musical instrument or the telephone exchange that explained particular aspect of the brain, the computer was a real machine doing brain work. (2014, 13)

Aber ein direkter Zugang zu den funktionellen Vorgängen des Gehirns ist nach wie vor nicht gegeben. Physiologische Methoden konzentrierten sich auf die Registrierung funktionaler Veränderungen der Zellen über die Zeit, liefern aber, besonders im Falle des menschlichen Nervensystems, kaum verwertbare morphologische Informationen. »Over more than a century, brain research engaged its own variant of Heisenberg's uncertainty principle, the strict either/or in complementary data, as information related to either form or function.« (Ebd., 11)

Kritik an den neueren selbstlernenden Algorithmen und Modellen künstlicher Neuronaler Netzwerke wird da laut, wo deren Funktionsweise auf eine biologische Wetware übertragen werden soll. Wetware ist der Ausdruck für organische Lebensformen und steht im Zusammenhang mit den aus der Informatik bekannten Begriffen der Hard- und Software. Backpropagation-Netzwerke sind aus verschiedenen Gründen keine passenden Modelle für die menschlichen Wahrnehmungssysteme, und »[s]chnell konnte gezeigt werden, daß der Backpropagation-Algorithmus den biologischen Bedingungen nur eingeschränkt entspricht« (Fuchs-Kittowski 1992, 79). Das hatte auch Francis Crick erkannt, der bereits drei Jahre früher nüchtern schrieb:

> But is this what the brain actually does? Alas, the back-drop nets are unrealistic in almost every respect, as indeed some of their investors have admitted. They usually violate the rule that the outputs of a single neuron, at least in the neocortex, are either excitatory synapses or inhibitory ones, but not both. It is also extremely difficult to see how neurons would implement the back-prop algorithm. Taken at its face value this seems to require the rapid transmission of information backwards along the axon, that is, antidromically from each of its synapses. It seems highly unlikely that this actually happens in the brain. (1989, 130f.)

In einem der von mir geführten Interviews wurde dezidiert auf die Verwirrung stiftende Bezeichnung von künstlicher Intelligenz beziehungsweise *ma-*

chine learning als Neuronale Netzwerke hingewiesen: »In cognitive computational neuroscience, neural networks are the dominant modeling type. So the formalism of neural networks. Sometimes people call it machine learning. But it is usually ›neural networks‹.« (Interview 6, 30 Min.) In einem zweiten Satz wird das dominante Neuronenmodell der künstlichen Neuronalen Netzwerke kritisiert:

> [Neuronal networks] can not explain in principle, that people can understand sentences they have never heard before. They can speak sentences they have never said before. How is that possible? A neural network can only reproduce what it is trained on. [...] Sure these neural networks they're very powerful, because now you use very powerful computers, but the fundamental cognitive capacities that humans have, can not be explained by these kinds of algorithms. And we knew that in the 80ies, because we had those discussions already. (Ebd., Min. 31f.)

Neuronenmodelle sind seit der Kybernetik nicht mehr allein auf die Beschreibung organisch- morphologischer Neuronaler Netzwerke festgelegt. Sie können heute allgemein vielmehr als Modelle der Entscheidungsfindung beschrieben werden, deren Annahmen auf die neuronalen Strukturen des Gehirns rückübertragen werden. Die synaptischen Einheiten der künstlichen Netzwerke treffen mithilfe stochastischer Berechnungen Vorhersagen und können so darüber ›entscheiden‹, ob etwa ein Muster sich ähnelt oder wie Netzwerke untereinander kommunizieren.

Neuronenmodelle und mit ihr die mathematisierte und computerbetriebene Forschung haben konkret einen Perspektivenwechsel in den Neurowissenschaften hervorgebracht beziehungsweise zu einer Verengung dessen geführt, was unter Begriffen wie Lernen, Denken und Wahrnehmen aufgefasst und untersucht wird. Denken etwa wird unter den Schlagwörtern »Argumentieren«, »Problemlösen«, »Planen« zusammengefasst, »Wahrnehmen« in den Cognitive Sciences wird mit dem Auge gleichgesetzt, mit Vision, Wahrnehmung von Bildern, Bildsprachen und visuellen Repräsentationen. Insbesondere die Feedforward-Netzwerke haben sich zuletzt eher im Bereich der künstlichen Intelligenz hervorgetan, als einen Beitrag für die Computational Neurosciences zu bieten.

Im nächsten Kapitel sollen die Effekte, die sich aus den in Kapitel 1 und 2 beschriebenen Entwicklungen ergeben, mit Blick auf die Modelle der Hirnforschung beschrieben werden. Ausgehend von den Modellen der Kybernetik, bilden sich in den 1980er- und 1990er-Jahren stochastische Neuronenmo-

delle heraus. Auf der Grundlage des Computers als neuen Arbeitswerkzeugs und einer auf Wahrscheinlichkeitsrechnungen beruhenden Statistik differenzieren sich die mathematischen Modelle komplexer Netzwerke immer weiter aus. Durch die Verknüpfung von Statistik und der Logik der Mathematik entsteht die Stochastik und Probabilistik, und deren Anwendung führt zu einem epistemischen Wandel von Begriffen wie Komplexität, Kausalität und Zufall und von Zeitlichkeit. Dieser beschriebene Bedeutungswandel in der mathematisch-technisch operationalisierten Erkenntnisproduktion wird dann in einem zweiten Schritt als instrumentelle Vernunft ausgewiesen und kritisiert.

Kapitel 3: Komplexität, Kausalität und Zeitlichkeit in stochastischen Modellen

1 Ideengeschichte *revisited*

> Die Erde ist nicht der Mittelpunkt der Welt; der Mensch ist auch nur ein Tier; das Ich ist nicht Herr im eigenen Haus – es ist uns einigermaßen gelungen, mit diesen narzisstischen Kränkungen umzugehen. Nun schicken sich künstliche Intelligenzen an, uns auch noch die letzte stolze Domäne streitig zu machen: das Denken –
> *Bolz 1994, 9*

Im ersten Kapitel dieses Buches wurde die Geschichte der Logik vorgestellt, die sich als spannender Krimi erkenntnistheoretischer Entwicklungen entpuppte. Wir erinnern uns, Aristoteles gilt heute als einer der Ersten, der versuchte, Logik zu systematisieren, indem er Syllogismen aufstellte, also Grundlagensätze, die mithilfe der Aussagenlogik festlegen, ob ein Satz wahr oder falsch ist. Lange bestimmten die aristotelischen Grundlagensätze das, was als Logik diskutiert wurde, heute auch als »philosophische Logik« bezeichnet. Ab dem 17. Jahrhundert bildete sich sukzessive eine neue Logik heraus, die entweder als mathematische, symbolische oder heute auch als moderne Logik bezeichnet wird. Anfänglich von Leibniz, Bacon und Newton herausgefordert, später von Frege, Boole, Hilbert, Gödel detaillierter ausgearbeitet und zu einer eigenen Disziplin weiterentwickelt, gibt die moderne

Logik auf Symbole reduzierte Wege des Formalisierens an die Hand und ermöglicht dadurch eine mathematische Beweisführung.

Philosophische Logikverständnisse existieren nach wie vor und werden gleichfalls weiterentwickelt, diskutiert und theoretisiert. Aber eine These des ersten Kapitels deutet an, dass die philosophische Art des Argumentierens von der Mathematischen Logik in vielen Bereichen erkenntnistheoretischen Argumentierens abgelöst wurde, was unter anderem daran liegt, dass mathematische Formalisierungen die Grundlage für gegenwärtige Computertechnologien, Computermodelle und die gesamte künstliche Intelligenzforschung ausmachen. Und schon die Herausbildung der Logik als eigenständige Disziplin Anfang des 19. Jahrhunderts basiert auf Überlegungen aus der Mathematik. Syllogismen wurden durch deren mathematische Geschwister, durch Axiome ersetzt, die als apriorisch geltende Grundaussagen allein für die Mathematik gelten. Diese formal-logischen Grundkonzepte treffen nicht nur eine Entscheidung darüber, ob eine Aussage[1] wahr oder falsch ist; mit spezifischen Formalisierungen wie der *Algebraisierung der Logik* greifen die Überlegungen aus der Logik auf die Beschreibung der Prinzipien des menschlichen Denkens über.

Auch die Statistik basiert auf Logiken: auf der deskriptiven und der induktiven Logik. Diese beschreiben lediglich, welche Art des Schließens beim Theoretisieren verfolgt wird. Entweder die der beschreibenden Logik, die von gesicherten ›wahren‹ Grundaussagen ausgeht und deswegen zu ›wahren‹ oder validen Antworten kommt. Oder die der induktiven Logik, die nicht feststehende Prämissen annimmt, sondern eine Theorie aus der eigenen Beobachtung heraus entwickelt: »Inductive logic is about risky arguments. It analyses inductive arguments using probability.« (Hacking 2001, 11) Die Statistik wurde durch die Ergänzung der Wahrscheinlichkeitstheorie zur Stochastik (Verbindung von Statistik und Wahrscheinlichkeitstheorie), die auf mathematisch-induktiver Aussagenlogik beruht.

Die Geschichte der symbolisch-mathematischen Logik, so konnte in den letzten zwei Kapiteln gezeigt werden, ist seither mit den Vorstellungen des menschlichen Denkapparats verknüpft. Das gilt nach wie vor, auch im 21. Jahrhundert wird der Untersuchungsgegenstand Gehirn den Gesetzen der Mathematischen Logik unterworfen, heute ermöglicht durch rechenstarke Computer, implementiert in stochastische Berechnungen, wozu auch

1 Die Aussagenlogik, mit der sich nur einzelne Aussagen formalisieren lassen, wird um weitere Logiken wie die Klassenlogik oder die Modallogik erweitert.

die künstlichen Neuronalen Netzwerkalgorithmen gehören, ebenso wie die vermehrt eingesetzten Computermodelle und Simulationen neuronaler Prozesse. Heutige Vermessungstechnologien sind Berechnungstechnologien, die auf Wahrscheinlichkeit und der daraus abgeleiteten sogenannten Predictability (Vorhersagbarkeit) basieren.

Ende des 19., Anfang des 20. Jahrhunderts vollzogen sich zudem eine Miniaturisierung des Blicks und eine Fragmentierung physikalischer Körper und Eigenschaften; was sich etwa in der Entdeckung des Atoms und des Neurons/der Synapse ebenso ausdrückt wie im Auffinden wellenförmiger Frequentierung von Wärme, von Tönen und – mit Einstein – auch des Lichts. In den 1940er- und 1950er-Jahren wurden diese Erkenntnisse von der hauptsächlich militärisch genutzten Nachrichtentechnik zur Informationstheorie weiterentwickelt. Die Kybernetik und die angehenden Computerwissenschaften implementierten die Informationstheorie und Logik in den Aufbau und die Abläufe von Rechenmaschinen. Am Ende von Kapitel 2 steht die Entwicklung der modernen Naturwissenschaften, der Physik, und mit ihr der Physiologie, sowie speziell des Kognitivismus und des Konnektionismus. Wie die Kybernetik ist auch der Konnektionismus ein systemtheoretischer Ansatz, nur dass hier Systeme Neuronale Netzwerke heißen, aber ihre Konnektivität und Komplexität werden über die gleichen Steuerungs- und Verhaltensmuster bestimmt. Die Kybernetik wurde von anderen mathematisch-stochastisch analysierenden System- beziehungsweise Netzwerktheorien abgelöst: das, was weiter unten als Komplexitätstheorie vorgestellt wird. Die Komplexitätstheorie geht von Systemen aus, die sich nicht vollständig aus sich selbst heraus erklären lassen, sondern aus der spezifischen Art und Weise, wie die Vielzahl der in diesem System vorhandenen Teile miteinander agieren beziehungsweise kommunizieren und wie deren Prozesse sich spontan organisieren. Neuronale Netze werden als komplexe Systeme gefasst und Computational Neurosciences ist die Disziplin, die anhand synaptischer Feuerungsratendaten und mithilfe stochastischer Berechnungen diese Neuronalen Netze zu modellieren und simulieren sucht. Stochastik ist die Mathematik des Zufalls. »Stochastisch« heißt so viel wie zufällig und bringt die Wahrscheinlichkeitstheorie und die mathematische Statistik zusammen. Wahrscheinlichkeitstheorie, um mithilfe der Gesetze zufälliger Ereignisse mathematische Modellierungen vorzunehmen, die die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses bestimmen. Mathematische Statistik gibt den Rahmen vor, aus Beobachtungsdaten Modellparameter durch die Angabe der statistischen Häufigkeit zu berechnen, mit der ein Merkmal

innerhalb einer Grundgesamtheit einen möglichen Wert annimmt. Mit der anwendungsorientierten Ausrichtung der Mathematik in der Informatik wird ihre Aufgabe vermehrt in der Bearbeitung selbstreferenzieller Systeme gesehen, deren Wahrheitsgehalt in ihrer immanenten Widerspruchslosigkeit verortet wird.

In diesem Kapitel geht es darum, die epistemologischen Effekte der Entwicklungen, die in den ersten beiden Kapiteln beschrieben wurden, einzuordnen. Hierfür werde ich zunächst das Verhältnis von Mathematik und Logik vorstellen sowie die Kybernetik und den Konnektionismus als systemtheoretische Ansätze erläutern, deren Ausrichtung sich über neue konzeptionelle Perspektiven wie Autopoiesis, Selbstorganisation, Nichtlinearität bestimmt und die eine neue, mathematische Verfasstheit von Komplexität, von Zeitlichkeit und von Kausalität hervorbringen. Am Ende gehe ich auf die Kritik der instrumentellen Vernunft ein, die sich im Laufe der 1970er-Jahre formierte, um technische Deutungshoheit, gegen Mittel-zum-Zweck-Verhältnisse und gegen die Gutgläubigkeit der Menschen in Bezug auf künstliche Intelligenz zu problematisieren.

1.2 Zum Verhältnis von Mathematik und Logik

Logik und auch die *Mathematische, moderne Logik* ist nicht äquivalent mit der Mathematik, geht nicht in ihr auf. Auch wenn die moderne Logik als Disziplin aus in der Mathematik geführten Diskussionen hervorging, ist sie keine mathematische Teildisziplin, sondern hat eine eigenständige Agenda.

Logik ist seit jeher eine Disziplin der Formalisierungen. Ein Großteil der Anpassungen in der modernen Logik stammt aus den Formalisierungen, die in der Mathematik vorgenommen wurden. Viele Erweiterungen drehten sich um mathematische Grundlagenfragen, und einige der Begründer sowie viele Erneuerer der modernen Logik waren Mathematiker*innen. Dennoch liegt auch der Fokus der modernen Logik auf der Untersuchung höherer Logiksysteme, wie zum Beispiel der Klassenlogik,[2] bei deren Untersuchung sich zwar mathematische Begründungsprobleme abwägen lassen, ihr Erkenntnisinteresse aber nach wie vor im Sinne der formalen Logik der aristotelischen

2 Klassenlogik bezeichnet die Logik, die ihre Objekte in Klassen subsumiert. Als Teil der Mengenlehre muss die jeweilige Klasse durch die Eigenschaft ihrer Elemente erzeugt werden.

Wissenschaftsidee folgt. Mein vorhergehender Verweis auf die Eigenständigkeit der Disziplinen deutet an, wie unterschiedlich prominent die logischen Teildisziplinen in der Wissenschaft, aber auch in gesellschaftlichen Debatten verhandelt werden. Die moderne mathematisch-symbolische Logik ist gegenwärtig deutlich tonangebender als ihre philosophische Schwester. Noch wichtiger aber ist, dass Erstere in fast alle unsere heutigen technischen Apparaturen und naturwissenschaftlichen erkenntnistheoretischen Methoden Eingang gefunden hat und somit ein logisches Grundgerüst stellt, aus dem, auch in der Wissensproduktion, kaum ausgebrochen werden kann.

Erfolgreich ist die Mathematische Logik trotz oder gerade wegen ihrer Eingeständnisse über ihre eigenen Grenzen und Unschärfen und seit Gödel auch über ihre Unvollständigkeit. Beide Erkenntnisse lagen nah beieinander:

> Nur wenig später (nach Heisenberg) zeigte Kurt Gödel, auf welch unsicherem Boden sich selbst die Mathematik samt der Logik bewegte, in dem er bewies, daß jedes Formalsystem von Bedeutung einige Aussagen enthält, deren Wahrheit oder Falschheit mit den formalen Mitteln des Systems allein nicht entschieden werden kann, mit anderen Worten, daß die Mathematik notwendig unvollständig bleiben muß. (Weizenbaum 1990, 293)

Die Mathematische Logik selbst gibt zu bedenken, auf welch formal begrenztem Boden sie und mit ihr die daraus abgeleiteten mathematischen Bedingungen stehen.

Auch wenn Logik und Mathematik nicht ineinander aufgehen, lässt sich feststellen, dass die Entwicklung der Logik zu einer eigenständigen Disziplin von den innerhalb der Mathematik geführten Diskussionen und Überlegungen ausging. Eine bestimmte Form der Logik – die mathematische Definition dessen, was unter logischen Prozessen zu verstehen sei – bildet die Voraussetzung dafür, dass sich die heute so fundamentale Wahrscheinlichkeitstheorie in der Stochastik durchsetzen konnte. So erläutert Carnap in den 1960er-Jahren die »logische Natur« der Wahrscheinlichkeitsrechnung im Rahmen der induktiven Logik. Der Wahrscheinlichkeitswert wird nicht einem einzelnen Ereignis zugeschrieben, sondern, wie Carnap anhand eines Beispiels verdeutlicht, einer bestimmten logischen Relation zwischen der Voraussage des Regens und dem meteorologischen Datum. »Da diese Relation eine logische ist, so ist auch die Aussage selbst im Falle ihrer Wahrheit aus rein logischen Gründen wahr; sie bedarf keiner empirischen Verifikation.« (Carnap 1956, 26)

Um Abhilfe zu schaffen für die anwendungsorientierten Schwierigkeiten der Wahrscheinlichkeitstheorie, wurde das Gesetz der großen Zahl ange-

wandt mit dem Ziel, das Problem der Uneindeutigkeit zu lösen. Das Gesetz der großen Zahl besagt, dass Wahrscheinliches wahrscheinlicher wird, wenn das Experiment immer wieder unter den gleichen Bedingungen durchgeführt wird. Als Beispiel: Bei wenigen Würfelwürfen kann der Durchschnittswert von dem gemittelten Durchschnittswert 1/6 abweichen. Würfelt man nur 6x, liegt der Wahrscheinlichkeitswert so gut wie nie bei 1/6, sondern entweder unter oder über diesem Wert. Erst bei unendlich vielen Würfelwürfen nähert sich die gemittelte Wahrscheinlichkeit, eine Sechs zu würfeln, dem Wert 1/6 an. Mit dieser Prämisse, die relative Wahrscheinlichkeit ihrem statistischen Wert zuzuführen, wurde die mathematisch einwandfreie, aber der physikalischen Realität fremde Kategorie der Unendlichkeit eingeführt. Der Bezugsrahmen für wahrscheinlich eintretende Ereignisse wurde demnach radikal verändert beziehungsweise in einen erfahrungsunabhängigen Raum der Unendlichkeit verlegt.

> Die Moderne bringt das Unendliche in die Schriftzeichen, ohne sich dabei auf die Vorstellung von unendlich vielen Dingen oder Handlungen zu beziehen. Im Endlichen der Zeichen dann argumentiert sie, so wie es in der Mathematik immer üblich ist: Wenn dies falsch ist, muß das Gegenteil wahr sein, tertium non datur. Dagegen stellt sich die Gegenmoderne und sucht in ihrer radikalen Zuspitzung, alle mathematische Theorie so zu rekonstruieren, daß sie sich aus der Elementarhandlung des Eins-nach-dem-Anderen, dem elementaren Prinzip des Zählens ableiten lässt. In der Konsequenz ist das Tertium non datur damit ungültig, sobald es auf das Unendliche angewandt wird. Hier gibt es ein Drittes, das Unentschiedene und vielleicht das Unentscheidbare. Der Witz an diesem Widerspruch zur Moderne ist, daß der Streit unter anderem auf die Theorie der Entscheidbarkeit und damit auf die der Denkmaschine hinauslief. (Mehrtens 1990a, 14)

Die in sich geschlossene und selbstreferenzielle Mathematische Logik, die keine Erfahrungswerte mehr benötigt, sondern aufgrund bereits existierender Daten die Wahrscheinlichkeit zukünftiger Ereignisse ermittelt, ermöglichte den Erfolg der Wahrscheinlichkeitstheorie und damit aller stochastischen Prozesse, die heute durch ihre Implementierung in Technologien Simulationen und Zukunftsberechnungen ermöglichen.

Die von Mathematiker*innen initiierte Neuausrichtung der *Modernen Logik* ist demnach eng mit dem Erfolg der Wahrscheinlichkeitstheorie verknüpft. Letztere verdankt ihren Erfolg wiederum der Logik, da sich die Wahrscheinlichkeitstheorie rein auf ihre logische Inhärenz stützt. Dadurch

wurde nicht nur die induktive Logik, also »alle Arten des Schließens […], bei denen die Conclusio über den Gehalt der Prämissen hinausgeht und daher nicht mit absoluter Sicherheit behauptet werden kann« (Stegmüller 1956, 1), zur tonangebenden wissenschaftlichen Methode. Auch wurde die über viele Jahrhunderte geführte erkenntnistheoretische Debatte über die Bedingungen einer möglichst ›wahren‹ Erkenntnisproduktion empirischer oder beschreibender Art in einer nie dagewesenen Einheitlichkeit beantwortet. Die mit der Wahrscheinlichkeitstheorie entstandenen Möglichkeiten der Berechnung – wie sie etwa in Simulationen und Computermodellen zur Anwendung kommen – werden seither zunehmend wichtiger in der Wissenschaft.

1.2 Differentialgleichung

»The first thing that a mathematics student learns on entering college (and often before) is the differential calculus. In order to differentiate, you first learn about derivatives.« (Hacking 2014, 62) Um rechnen zu können, muss man lernen zu differenzieren, um zu differenzieren, muss man verstehen, Funktionen, Klassen oder Bedeutungen aus anderen, in Relation dazu gestellten Kategorien abzuleiten. Gottfried Wilhelm Leibniz und Isaac Newton bereiteten unabhängig voneinander den Boden für die Infinitesimalrechnung, die später zur *Analysis*, einem Teilgebiet der Mathematik, wird und der Überbegriff für Differential- und Integralrechnung ist. Mit der Infinitesimalrechnung lassen sich Funktionen auf unendlich kleinen (d.h. infinitesimalen) Abschnitten widerspruchsfrei beschreiben. Leibniz' Differenzmethode beispielsweise definiert eine Kurve als unendlich, sodass eine Tangente letztlich die Kurve in einer unendlich kleinen Strecke schneiden musste. Auf diesem unendlich kleinen Abschnitt der Tangente lässt sich mithilfe eines infinitesimalen Steigungsdreiecks die Steigung der Tangente bestimmen. Mathematische Modernisierung heißt für den Mathematiker und Wissenschaftshistoriker Herbert Mehrtens »Differenzierung und Diversifizierung. […] Die neue Variante ist die Spaltung in zwei ›Lager‹, die in der gemeinsamen Praxis nicht existieren, aber undeutliche Abbildung einer ganzen Reihe von Oppositionen sind, wie rein-angewandt, […] Algebra-Geometrie, Rede-Sprache, Subjekt-Objekt.« (Mehrtens 1990a, 16)

Die Integralrechnung ist eine Methode zur Berechnung von Flächen unter Zuhilfenahme von Funktionsgraphen. Die Differentialrechnung ist eine Vorgehensweise, um lokale Veränderungen von Funktionen, trotz Unbekannter, zu berechnen. Einer Funktion ist normalerweise ein Eingabewert und nach

tabellarischem Prinzip ein Ausgabewert zugeordnet. Mithilfe der Differentialgleichung können lokale und auch sehr kleine Veränderungen in die Eingabewerte einberechnet werden, was demnach Variationen der Ausgabewerte zulässt. Die Infinitesimalrechnung, und somit auch die Differential- und Integralrechnung, ist in allen Natur- und Ingenieurwissenschaften von großer Bedeutung und basiert auf Begriffen wie Grenzwert, Folge und Reihe. Mit diesem Werkzeugkasten des Differenzierens einzelner Variablen, beispielsweise um die Steigung einer Kurve zu bestimmen, wird die Kurve in unendlich viele Abschnitte unterteilt und jedem Punkt auf der Kurve ein anderer Steigerungswert zugeschrieben. Durch diese Verlagerung in den Unendlichkeitsraum und die Unterteilung in unendlich viele Einzelabschnitte lassen sich die Abschnitte voneinander unterscheiden, in Variablen voneinander abgrenzen und so in einer Gleichung in eine mathematisch ausgedrückte Relation bringen. Über das Anlegen und Anwenden geometrischer Formen im unendlichen Raum lassen sich Naturphänomene mathematisch beschreiben. Die leibnizsche und newtonsche Analysis ist ein Werkzeugkasten, vielleicht einer der wichtigsten Formalisierungsschritte und wegweisend für viele weitere Formalisierungen, die in der Geschichte der Mathematik noch folgen sollten: »Schönes historisches Beispiel ist die Differential- und Integralrechnung. Sie ist eine der ersten Formalisierungen, mit seinen Zeichen, die es hervorgebracht hat und die bis heute Bestand haben. Manches hat sich durchgesetzt, anderes nicht.« (Interview 1, Min. 31f.)

1.3 Klassenzugehörigkeit – die eindeutige Kategorie

Seit ihren Anfängen zielt die Mathematische Logik, neben der sukzessiven Formalisierung und Bereitstellung einer sich universal gerierenden Zeichensprache, auch auf die Suche nach den »Gesetzen des Denkens« (Mehrtens 1990a, 502). Spätestens mit George Booles »Algebraisierung der Logik« (Guillaume 1985, 816) wird dieser Wunsch Programm. Booles zweites großes Werk, das als mathematischer Werkzeugkasten unseres Computerzeitalters gilt, heißt dementsprechend: *An Investigation of the Laws of Thought on which are Founded the Mathematical Theories of Logic and Probabilities* (1854). Diese hierin formalisierte Algebra, die die Eigenschaften von Rechenoperationen und das Rechnen mit Unbekannten regelt, »diese ›Algebra der Logik‹ ist im wörtlichen Sinne nicht die Logik selbst, sondern deren *Struktur*« (Peckhaus 1994, 366; Hervorh. im Orig.).

In dem Moment, da die boolesche Algebra und die darin eingelassene Definition der Aussagenlogik, dass Aussagen entweder wahr oder falsch sein müssen, in den Computer implementiert wurde, wurde zweierlei zementiert: die Notwendigkeit, alle Aussagen, Annahmen, Wahrscheinlichkeiten mit 0 oder 1 anzugeben, und ebenso, dass alle Aussagen nur eines von beiden sein können: wahr oder falsch, wahrscheinlich oder unwahrscheinlich, gefällt oder nicht gefällt, anwesend sein oder nicht anwesend sein. Zufällige oder unvorhergesehene Ereignisse und ihre dialektische oder komplementäre Verwobenheit werden konsequent ausgeblendet. Norbert Wiener gibt an, dass sich der in Rechenmaschinen eingelassene boolesche Algorithmus auf der Dichotomie von ja und nein begründet, die angibt, ob eine Aussage innerhalb oder außerhalb einer Klasse liegt. Das heißt, dass alle Daten, die in die Rechenmaschine eingespeist werden, in Form zweier verschiedener Alternativen angegeben werden müssen: So haben alle Daten, numerische wie logische, die in die Maschine eingegeben werden, die Form einer Anzahl von Auswahlen zwischen zwei Alternativen, und alle Operationen mit den Daten nehmen die Form der Bildung einer neuen Menge von Auswahlen abhängig von einer Menge von alten Auswahlen an. »Das bedeutet, daß jede Möglichkeit, die während der Operation der Maschine eintreten kann, einfach eine neue Menge von Auswahlen der Möglichkeiten 1 und 0 bestimmt, die nach einer festen Menge von Regeln von den bereits gefällten Entscheidungen abhängt.« (Wiener 1992, 174)

In Bettina Heintz' Beschreibung über die Anfänge der Algorithmusdefinition in den 1930er-Jahren erweitert sie die übliche Erzählung der Einbettung von Entscheidungsalgorithmen in die Turingmaschine um eine zur selben Zeit aufgestellte Lösung des gleichen Problems durch Emil Posts (1897–1954) Annahme eines ›Arbeiters‹:

> Alan Turing war zu seiner Zeit nicht der einzige Mathematiker, der sich um eine formale Definition des Algorithmusbegriffs bemühte. Im selben Jahr, 1936, als Turing seine Arbeit publizierte, stellte Alonzo Church seine berühmte These auf, und ein dritter Mathematiker, Emil Post, schlug eine weitere Präzisierung vor, und zwar mit Hilfe einer Argumentation, die praktisch deckungsgleich war mit jener von Turing. Turing und Post wußten nicht voneinander, und dennoch kamen beide auf genau dieselbe Idee. Mit einem bezeichnenden Unterschied allerdings. Beide verbanden die Idee des Algorithmus mit etwas »Mechanischem«, nur führte Turing zur Präzisierung eine Maschine ein, Emil Post dagegen einen Fließbandarbeiter. […]

> ein ›Arbeiter‹, der völlig mechanisch seinen Instruktionen folgt. Der Postsche Arbeiter bewegt sich in einem ›symbol space‹, und dieser Symbolraum besteht wie bei Turing aus einer unendlichen Folge von Feldern, die entweder leer sind oder eine Markierung enthalten. […] Der Postsche Arbeiter tut also genau dasselbe wie Turings Maschinenkopf. Er bewegt sich nach rechts oder nach links, überschreibt ein Symbol oder löscht es. Und dies alles tut er, wie eine Maschine, völlig mechanisch. […] Beide Präzisierungen des Algorithmusbegriffs sind mathematisch gesehen äquivalent. […] [Beide] illustrierten diese Idee anhand eines praktisch identischen Designs: Ein unendliches Band. Unterteilung in Felder. Einfachste Handlungen. Mechanisches Ausführen von Befehlen. Schrittweises Vorgehen. Sequenzielle Anordnung. Der Grundgedanke blieb bei beiden gleich: Das Befolgen eines Algorithmus ist ein Prozeß, dessen Ausführung keine Abweichung, keinen Spielraum zuläßt. (Heintz 1993, 166f.)

Diese Beschreibung einer algorithmischen Abfolge ist bis heute die gleiche geblieben. Allein die sequenzielle Anordnung der Lösungsschritte hat sich verändert, wurde durch parallel verarbeitende Prozesse ersetzt. Ebenso wurde das systemtheoretische Konzept der Selbstorganisation durch die Implementierung rekursiver Prozesse eingeführt. Hier können die Algorithmen, die von ihnen erbrachten ›Beweise‹, die sich in 0 und 1 ausdrücken, in den weiteren Berechnungsprozess wieder eingespeist werden. McCullochs Anwendung des ins Maschinelle übersetzte Aussagenlogikkalküls zur Berechnung Neuronaler Netze beschreibt die Wissenschaftshistorikerin Lili E. Kay als gewöhnliche Ausschlusslogik:

> For example, one of the early studies, following in the heels of the »Logical Calculus,« was McCulloch's theoretical analysis, »The Heterarchy of Values Determined by the Topology of Nervous Nets« (1945): a preliminary introduction to nets describing purposive activities, namely, circular, non-hierarchical nets, that he christened »heterarchy.« He demonstrated that in such nets, when stimuli appropriate to a number of actions are present, then only the most valued action will be emitted. In order to demonstrate that the architecture of such a neural net in no way implied a strict hierarchical ordering of actions, he constructed a net which, confronted with three choices: A or B, B or C, and C or A, emit A rather than B, B rather than C, but C rather than A. This concept of heterarchy and its terminology became incorporated in the literature of Artificial Intelligence. (Kay 2001, 604)

Auch wenn der von McCulloch prominent gemachte Begriff der Heterarchie im Sinne der Komplexitätstheorie ein System von Elementen beschreibt, die vom Gedanken her gleichberechtigt nebeneinanderstehen, wird dieses Unterfangen spätestens in der Berechnung derselben ins Gegenteil verkehrt. Die Elemente eines Systems werden wiederum als abgeschlossene Systeme behandelt, die in Konkurrenz zueinander entweder A oder B sind, aber nicht AB beziehungsweise etwas ganz anderes sein können. Auch der Begriff der Rekursivität hilft nicht dabei, die Komplexität der Welt in die mathematischen Modelle, die diese berechnen, zu bringen. Algorithmen, die Vorgänge komplexer Systeme beschreiben, gehen von deren Rekursivität aus. Rekursiv heißt so viel wie ›durch sich selbst definierend‹ oder ›zu bekannten Werten zurückgehend‹, was bedeutet, nur abgeschlossene Systeme können modelliert werden. Dies wird aber der Komplexität und Verwobenheit der physikalischen Welt oft nicht gerecht: »The algorithms in these discussions, whether recursive or not, are situated within organizational settings and sets of interactions which are anything but recursive.« (Neyland 2015, 121)

Neben der Notwendigkeit von Ja/Nein- sowie von 0-und-1-Aussagen müssen sich diese Antworten auch ausschließen.

> Even if each unit is told after each trial whether it should have fired faster or slower, a procedure known as supervised learning, it cannot be trained to perform even quite simple operations. The classic example is the exclusive OR (A, or B, but not both A and B). This can easily be done if a net of several layers is allowed. Unfortunately, this leads to a problem: of all the various synapses, which ones should be adjusted to improve performance? This is especially acute if the synapses lie on several different layers of neurons. (Crick 1989, 130)

Die mittels der Wahrscheinlichkeitstheorie vorhergesagten Ereignisse werden nicht mehr absolut mit 1 und 0 angegeben, sondern graduell, die Wahrscheinlichkeitswerte können auch mit Zahlen zwischen 0 und 1 angegeben werden. Dennoch stehen die Ereignisse auch weiterhin in Konkurrenz zueinander, wenn das eine Ereignis wahrscheinlich eintreten kann, schließt es das Eintreten eines anderen Ereignisses aus. Thomas Bayes definiert in seinen Grundsätzen zur bedingten Wahrscheinlichkeit – ein Wahrscheinlichkeitsbegriff, auf den heute vermehrt im Modelling Neuronaler Netze zurückgegriffen wird (s. Kap. 3.2) –, dass erstens »mehrere Ereignisse unvereinbar sind, wenn das Eintreten eines von ihnen das Eintreten der übrigen ausschließt«, zweitens »zwei Ereignisse entgegengesetzt sind, wenn eines von ihnen ein-

treten muß, aber beide zusammen nicht eintreten können«, und drittens, »man sagt, ein Ereignis bleibt aus, wenn es nicht eintritt, oder wenn, was dasselbe heißt, das entgegengesetzte Ereignis eintritt« (1908, 4). Das heißt, auch in der Stochastik und der Probabilistik kann immer nur ein Ereignis gleichzeitig eintreten und nur ein Wahrscheinlichkeitswert kann sich gegen die anderen Ereignisse durchsetzen. Das Gehirn und insbesondere der Geist wird in der kybernetisch, informatischen Logik zu einem »intuitiven Statistiker« (Amos Tversky, zit. nach Ehrenberg 2019, 138) gekürt, Entscheidungsfindung zu einer individuellen Wahl und Entscheidungen in einzelne, voneinander unabhängige, Einheiten unterteilt. Stochastische Wahrscheinlichkeit beschreibt Situationen, in denen ein Individuum eine »Präferenz für A gegenüber B zeigt, aber Schwierigkeiten hat, diesen Unterschied wahrzunehmen. Wird die Wahl vielfach wiederholt und gibt das Subjekt A gegenüber B den Vorzug ist diese Präferenz stochastisch.« (ebd.).

Diese Ausschließlichkeit von Ereignissen erfährt in der stochastischen Anwendung, dem Ähnlichkeitsparadigma, der Mustererkennung und der Vorhersehbarkeit von Aussagen eine neue Dimension. Die hier viel beschworene Komplexität der Systeme verweist nicht auf die Vielseitigkeit, gar Diversität der definierten Aussagen/Kategorien, sondern allein darauf, dass mehrere dieser eindimensionalen Aussagen und Kategorien in der Berechnung ihres statistischen Auftretens in Zusammenhang gebracht werden können. Vorhersagen werden aufgrund der Datenlage bereits festgelegter Kategorien geschlossen, die sich also intrinsisch nicht widersprechen dürfen und somit keinerlei Brüche, Komplementäres oder Dialektisches zulassen.

2 Komplexität

Die Entdeckung und sukzessive Etablierung nicht linearer Systeme und Prozesse zunächst in der Physik bringt neue Theorien und mathematische Konzepte hervor. Die Komplexitätstheorie und später die Systemtheorie reagieren auf diese Entwicklung, konzeptualisieren die Informationsweitergabe in Systemen, Prozessen und Netzwerken nicht mehr nur linear, sondern als eigenständige kleine Einheiten, in denen auch nicht linear, heißt rekursiv kommuniziert wird. Entscheidend für das Verstehen dieser energetisch offenen und vernetzten Systeme ist der Blick auf die Beziehungen innerhalb eines Systems, nicht mehr die einzelnen, atomaren Elemente, sondern die Interaktionen rücken in den Fokus. In nicht linearen Systemen und Netzwer-

ken finden Rückkopplungen und Rekursionen statt. Welche Rückkopplungen in einem System stattfinden und welche Effekte sich dadurch in einem System/Netzwerk zeigen, wird mit Wahrscheinlichkeiten beschrieben. Die epistemischen Sprünge und Erweiterungen der Wahrscheinlichkeitstheorie (Kap. 1.) hatten direkten Einfluss auf die Konzeptualisierung von Komplexität. Bis zum Ende des 19. Jahrhunderts ging die Wissenschaft noch davon aus, dass Leben aus dem Nichts entstehen konnte. Das änderte sich allmählich mit neuen Experimentalapparaturen, den Methoden des Sichtbarmachens und den neuen Möglichkeiten der Wahrscheinlichkeitsrechnung. Unter dem Mikroskop konnte 1827 die bereits beschriebene brownsche Bewegung beobachtet werden, deren ungeordnete Bewegungen in Flüssigkeiten und Gasen sich nicht in die newtonschen Gesetze einordnen ließen, sondern erst durch die Entdeckung nicht linearer Prozesse und die Anwendung wahrscheinlichkeitstheoretischer Berechnungsmöglichkeiten nutzbar gemacht werden konnten.

Die brownsche Bewegung, die auch als die »wichtigste Brücke zwischen Mikro- und Makrophysik« (Bessenrodt 1977, 7) herangezogen wird, setzt viele Jahre nach ihrer ersten Entdeckung eine gänzlich neue Fachrichtung in Gang, die sich mit Theorien nicht linearer Systeme beschäftigt. Der Botaniker Robert Brown selbst hatte Pollenstaub in Wasser aufgelöst, unter dem Mikroskop untersucht und hierbei zitternde Bewegungen entdeckt, die sich mit dem wissenschaftlichen Instrumentarium des angehenden 19. Jahrhunderts nicht erklären ließen und somit von ihm als »aktive Urmoleküle, aller Materie« (zit. n. ebd., 7) interpretiert wurden. Erst Albert Einstein löste das Mysterium der kleinen aktiven Teilchen 1905 mit seiner Interpretation der brownschen Bewegung, in der die Partikel nicht aus sich selbst heraus die Bewegung hervorbringen, sondern durch Impulsübertragung der umliegenden Moleküle. Dies gab den Anstoß zu einer völlig neuen Sicht auf die Beschaffenheit von Materie und die ihr innewohnenden Prozesse. Zum tieferen Verständnis nötig war hierfür die Thermodynamik, die den Begriff der Entropie in die Wärmelehre einführte und damit die Physik letztendlich aus ihrer linearen newtonianischen Fantasielosigkeit zu erwecken wusste, indem sie eine zeitliche Dimension in physikalische Prozesse einführte.

Die beiden ersten Hauptsätze der Thermodynamik besagen, dass erstens die Energie, die an einem Vorgang beteiligt ist, ihre Form ändern kann, aber nichts von dieser Energie verloren geht. Zweitens, und das ist für die Frage von Zeitwahrnehmung enorm wichtig, bleibt die an einem Vorgang teilhabende Energie zwar konstant, gleichzeitig verringert sich die Menge an nutz-

barer Energie, da sich diese in Wärme, Reibung und Ähnliches umwandelt. Diese beiden Entdeckungen führten zur Thermodynamik, auch als »Wissenschaft von der Komplexität« (Capra 1983, 73) bezeichnet, da hier zum ersten Mal der Nachweis erbracht wurde, dass Naturprozesse sich nicht nur aus linearen (und dementsprechend berechenbaren) Prozessen zusammensetzen. Physikalische Vorgänge haben demnach eine bestimmte Richtung, die von thermodynamischen Bedingungen abhängig sind.

> Mechanische Energie wird in Wärme umgewandelt und kann nicht mehr vollständig zurückgewonnen werden. Wird heißes Wasser mit kaltem Wasser zusammengegossen, ist das Ergebnis lauwarmes Wasser, und die beiden Flüssigkeiten lassen sich nicht mehr trennen. […] All diesen Vorgängen ist gemeinsam, daß sie in eine bestimmte Richtung verlaufen – von der Ordnung zur Unordnung. Das ist die allgemeinste Formulierung des Zweiten Hauptsatzes der Thermodynamik: Jedes beliebige isolierte physikalische System entwickelt sich spontan in Richtung zunehmender Unordnung. (Capra 1983, 74)

Der Begriff der Entropie fasst dieses zweite thermodynamische Gesetz zusammen. Er besagt, dass jedes System zum wachsenden Chaos strebt. Das zweite thermodynamische Gesetz, insbesondere die hier eingeführte zeitliche Dimension, dass Prozesse nicht rückwärtslaufen können, kann mit Newton nicht mehr erklärt werden. Das war der Moment, in dem die Wahrscheinlichkeitstheorie und damit die Statistik von Ludwig Boltzmann ins Spiel kam, um das Verhalten nicht linearer Prozesse zu berechnen und wieder auf Spur zu bringen:

> Mit Hilfe der Wahrscheinlichkeitstheorie konnte das Verhalten komplexer mechanischer Systeme nach statistischen Gesetzen beschrieben und die Thermodynamik auf eine solide Newtonsche Grundlage gestellt werden […]. Boltzmann wies nach, daß der Zweite Hauptsatz ein statistisches Gesetz ist. Seine Aussage, dass gewisse Vorgänge nicht eintreten – beispielsweise die spontane Umwandlung von Wärmeenergie in mechanische Energie –, besagt nicht, daß sie unmöglich seien, sondern nur, daß sie äußerst unwahrscheinlich sind. (Ebd., 74f.)

Wer über die Einführung von Komplexitätskonzepten in wissenschaftliche Theorien spricht, sollte von der Systemtheorie nicht schweigen. Als Prinzip zum »Gebrauche der Mathematik und deren Anwendung« (Lambert 1765) schon beim Mathematiker und Logiker Johann Heinrich Lambert (1728–1777)

zu finden, wurde die Systemtheorie als Konzept zunächst in der Biologie (Zellsysteme) und in der Kybernetik der 1940er- und 1950er-Jahre weiterentwickelt. Die Systemtheorie ist weniger eine eigenständige Theorie als eine Sammlung mathematischer Werkzeuge, und ihre wichtigste Einsicht ist die Feststellung, dass auch einfachste deterministische Gleichungen sehr komplexes Verhalten produzieren können. Die Systemtheorie ist eine verallgemeinernde Universaltheorie, um Erklärungsweisen für alle Systeme und deren Verhalten anzubieten, unabhängig davon, ob es sich um biologische Systeme wie Neuronale Netze handelt, um chemische oder physikalische Systeme oder um gesellschaftliche wie ›die‹ Familie oder ›der‹ Staat. Der Begriff »Komplexe Systeme« meint zunächst nicht viel mehr als Systeme, die über mehr als zwei Variablen und verschiedene Querverbindungen verfügen und die einem nicht reduktionistisch festgelegten Determinismus folgen. Heute gelten nahezu alle Prozesse und Vorgänge als nicht linear und alle Systeme als komplexe Systeme. Die Mathematik soll dabei helfen, wiederkehrende Muster in den Prozessen zu erkennen und näher zu beschreiben.

2.1 Was sind komplexe Systeme und wie lassen sie sich charakterisieren?

Das Prinzip der Selbstorganisation eines Systems geht allen anderen Beschreibungen von Systemen voraus und ist die grundlegende Annahme aller Systemtheorien. Selbstorganisation meint, dass Systeme ohne Einflüsse oder Steuerung von außen spontane Ordnungserhöhungen vollziehen können, also strukturelle Ordnungen erreichen ohne ersichtliche linear beschreibbare Ursachen. Dem Prinzip der Selbstorganisation oder auch Selbststeuerung unterliegen in systemtheoretischen Ansätzen alle komplexen Systeme, ob biologische, psychologische, soziale oder physische, auch Neuronale Netzwerke stellen ein System dar. Der Gedanke der Selbstorganisation wurde unter anderem durch die Kybernetik und ihre Modellierung parallel stattfindender Prozesse vorangetrieben. Selbstorganisation legt den Fokus auf die Erneuerung und Selbstregulierung von Systemen. Komplexe Systeme/Netze brauchen kein Steuerungssystem mehr von außen, sondern funktionieren durch ihre gegenseitige Beeinflussung und Selbstregulierung.

Selbstorganisation aber meint vor allem eines: die Abgeschlossenheit von Systemen und Netzwerken und ihre Selbstreferenzialität. Diese epistemische Selbstbezüglichkeit komplexer Systeme stellt das wissenschaftliche Erbe einer Naturauffassung dar, das nicht mehr von fragmentierten, in sich geschlosse-

nen Entitäten ausgeht, die nun nicht mehr linear hintereinandergeschaltet gedacht werden, sondern von in sich geschlossenen, auf sich selbst verweisenden Systemen. Somit sind auch Neuronale Netzwerke (ob artifizielle, also algorithmische oder physiologische) kleine, abgeschlossene, sich selbstorganisierende und in ihrer Grundstruktur sich gleichende Systeme. Gleichzeitig reiht sich diese Vorstellung in das Erbe einer Mathematischen Logik nach Hilbert ein, die nicht mehr von Erfahrung ausgehend ihre Grundsätze (Axiome) formuliert, sondern formal-logisch bestimmt. In anderen Worten: Axiome gelten dann als wahr, wenn sie sich selbst nicht widersprechen. Wahr ist demnach, was als wahr durch die Regelhaftigkeit im Rahmen einer Mathematischen Logik bestimmt wird. Erfahrung ist, was formalisiert werden kann und was in den Trainingsdaten steckt. Selbstbezüglichkeit bedeutet, nicht von Erfahrung auszugehen, sondern von formal-logischen Grundsätzen, die dann als wahr gelten, wenn sie sich nicht selbst widersprechen.

Die Annahme der Selbstorganisierung und damit der Abgeschlossenheit von Systemen ermöglicht ihre weitere Charakterisierung. In der Kybernetik wurden prozessorientierte Rechensysteme zunächst linear hintereinander in Reihe geschaltet. Mit den Erweiterungen konnektionistischer Errungenschaften wie die der Rekursion, Rückkopplungen, selbstlernender Algorithmen etc. entstanden komplexe Systeme, die in konnektionistischen und kognitionswissenschaftlichen Ansätzen als Neuronale Netze bezeichnet werden. Autopoiesische, komplexe, nicht lineare Systeme/Netze zeichnen sich durch ihren Grad der Selbstorganisation, der Rückkopplung, der Rekursion und Reverberation, des Selbstlernens und die sich daraus ergebende Selbstbezüglichkeit, Bifurkationen und eine spezifische Form der Periodizität und der Zeitlichkeit aus.

Rekursion, Rückkopplung und Feedback bezeichnen im Grunde genommen das gleiche Phänomen, die unterschiedlichen Begriffe verweisen auf die verschiedenen (System-)Theorien, in denen sie verwendet werden. Sie beschreiben einen zentralen Vorgang, über den sich nicht lineare Prozesse definieren. Ein Teil des Outputs einer Gleichung wird durch Rückkopplung beziehungsweise durch ihr Wiederaufrufen in den Prozess zurückgeführt und beeinflusst dadurch wiederum das momentane Verhalten des Systems. Rekursion bedeutet Zurücklaufen, meint das Rückkoppeln eines prinzipiell unendlichen Vorgangs, der sich selbst als Teil enthält oder mithilfe von sich selbst definierbar ist. Die so in Beziehung gesetzten und aufeinanderfolgenden Teilvorgänge und nacheinander erzeugten Systeme/Netze sind nicht unabhängig voneinander, ihre Relation orientiert sich an einer Kausalmatrix, jedes darin

enthaltene System bestimmt sich durch selbstbezügliches, rekursives Verhalten (eine grafische Ausführung rekursiver Systeme, die einer Kausalmatrix folgen, sind Fraktale). Rekursionen beziehungsweise Rückkopplungen finden unendlich oft statt, wenn keine Abbruchbedingung in die Funktion einprogrammiert wurde, weil sich das rekursive Programm sonst theoretisch unendlich oft selbst aufruft. Wird das Systemverhalten durch positive Rekursion verstärkt, wie man es etwa aus der Rückkopplung zwischen Lautsprecher und Mikrofon kennt, verwandelt die Verstärkerschleife einen leisen in einen sehr lauten Ton. Negative Rekursion wirkt eher stabilisierend auf ein System. Bifurkation beschreibt den kritischen Punkt, der durch diese sich selbst oder benachbarte Funktionen unendlich oft aufrufende Rückkopplungen auftreten kann.

Iteration, der Prozess des mehrfachen additiven Wiederholens, und Rekursion werden heute gleich häufig in der Berechnung komplexer Systeme angewendet. Gleiche, also iterative, oder ähnliche rekursive Vorgänge werden hierfür wiederholt aufgerufen. Wichtig ist der unterschiedliche Anwendungsbereich: Prozessverarbeitungen, die auf stochastischen Berechnungen beruhen, basieren meist auf der Anwendung von Iterationen, die mehrfach Schleifen (for, while …) durchlaufen, bis eine Abbruchbedingung erfüllt ist.

In Neuronalen Netzen bildet die Rekursion die Grundlage für die ›selbstlernenden Algorithmen‹ und stellt somit eine neue Form des maschinellen Lernens dar. Rückkopplungen und Rekursion macht aus ›müden‹, also ausschließlich ausführenden Algorithmen selbstlernende Algorithmen. Bei einer Rekursion genügt es, lediglich die Prozeduren oder Funktionen mit der Aufforderung zu ergänzen, dass sie mit einem regelmäßig geänderten Parameter erneut anzuwenden sind, bis eine Abbruchbedingung erfüllt ist.

Um die Paradigmen der Regularität und die darüber hergestellte Stabilität linearer Systeme in die Welt der nicht linearen Systeme zu übertragen, wird die Periodizität zu einer unentbehrlichen Chiffre (allerdings in seiner aktuellen, nicht seiner etymologischen Bedeutung von Null und leer). Periodizität stellt also Regularien für komplexe Systeme auf. Sie wird insbesondere mit der Frage nach der Möglichkeit von Zufallsereignissen in komplexen Systemen relevant, beziehungsweise es werden Zufallsereignisse durch das Einführen von Periodizität in komplexen Systemen *per definitionem* ausgeschlossen, da Zufälligkeit nur als das nicht Vorhandensein bestimmter Formen von Regularität aufgefasst wird. »Die Periodizität ist als Form der Regularität basal in dem Sinne, dass sie in allen übrigen Formen enthalten ist; sie zeichnet sich ferner durch Minimalität bei der algorithmischen Umsetzung aus, ist al-

so die am einfachsten zu prüfende Form von Regularität.« (Kirchner 2018, 245)

Die Versprechen nicht linearer und komplexer Systeme verweisen vermeintlich auf die Begrenztheit vorherigen wissenschaftlichen Forschens. Das Verhältnis dreht sich um, das Nichtlineare, miteinander Vernetzte und aufeinander Rekurrierende in der Natur wird nicht mehr als Ausnahme, als Anomalie angesehen, sondern als ihr Normalzustand. Komplexe Systeme sollen dabei helfen, Formen von Vielfalt und vielfältigen Zusammenhängen zu erfassen, was vorher mit deterministischeren Ansätzen, die das Leben, die Natur und den Menschen mit Uhrwerken, Maschinen und Automaten verglichen, kaum möglich war.

Diese auf das Gehirn übertragenen systemtheoretischen Annahmen riefen auch kritische Stimmen in den Kognitions- und Neurowissenschaften hervor. Es stellte sich die Frage, wie die sich selbst organisierenden Neuronalen Netze in Kontakt mit der Außenwelt treten können? Oder auch allgemeiner, wie Systeme mit- und zueinander in den Austausch kommen, sich nicht nur selbstreferenziell verhalten, sondern inter- und intraaktiv kommunizieren? Zur Diskussion wurde auch die Frage gestellt, wodurch das Gehirn, zusammengesetzt aus vielen kleinen Systemen beziehungsweise Neuronalen Netzwerken, zu einem Output hervorbringenden Organismus wird. Wie lässt sich aus dem Chaos feuernder Neuronennetzwerke ein klarer Gedanke extrahieren? Wie extrahieren Neuronale Netze aus dem Rauschen des Gehirns eine klare Entscheidung, etwa dass eine Aktion gestartet wird, zum Beispiel das Heben eines Arms? Wie materialisiert sich Erinnerung und wie kann Erinnerung wieder abgerufen werden? Ein möglicher Ordnungsansatz ist die zeitliche Synchronisation von Prozessen, in der über das gleichzeitige beziehungsweise das spezifische zeitlich versetzte Feuern von Synapsen, über das Bewusstwerden von Denkprozessen Entscheidungen getroffen werden (vgl. Singer 2005, 46). Erst durch die Einführung einer zykluszeitlichen Komponente wurde eine Modellierung der Kommunikation zwischen den Neuronen möglich: »The cycle-time then is the time unit for the operations of neural nets.« (Kay 2001, 598)

Durch die zeitliche Harmonisierung wird die Neuronenaktivität unter Kontrolle gebracht und das nicht lineare Rauschen des Gehirns in eine Ordnung gesetzt, die in der Neurowissenschaft zu Anschauungszwecken auch schon mal mit einem Orchester verglichen wird: Wenn alle in einem Orchester wissen, wann sie was zu spielen haben, dann entsteht eine Melodie.

Die oben beschriebenen Konzepte der Selbstorganisation, der Komplexität, der Nichtlinearität von Netzwerken, bauen auf vorherigen Reduktionen und Mathematisierungen auf, die sich allesamt in der Logik der Verschaltung des Computers und der Welt der Algorithmen ausdrücken lassen. Und auch der Umkehrschluss ist wahr: Keiner dieser auf mathematischen Modellen beruhenden und in Algorithmen eingelassenen Begriffe könnte ohne die Rechenpower des Computers berechnet werden. Diese erkenntnistheoretischen Konzepte, die mathematischen Modelle und die in Computer implementierten Verschaltungslogiken bedingen einander und bringen das hervor, was hier im Anschluss an die Kritische Theorie mit Instrumenteller Vernunft vorgestellt werden wird.

2.2 Emergente und effiziente Komplexität in den Computational Neurosciences

Durch systemtheoretisch angeregte beziehungsweise freigesetzte epistemische wirksame Modelle abgeschlossener Systeme, Netzwerke der Selbstorganisation und Rekursion, spielen auch neue Komplexitätstheorien eine bedeutende Rolle in der weiteren Geschichte konnektionistischer Versuche, dem Gehirn eine neue Form zu geben. Ein abweichendes Verständnis von Komplexität beziehungsweise der Art der Komplexität, nach der gesucht wird, begründete zwei der heute wichtigsten Stränge kognitiv-computationaler Methoden. Komplexität wird in den Computational Neurosciences als Erforschung von Effizienz neuronaler Systeme verstanden. Für den Bereich des Machine Learning und selbstlernender neuronaler Netzwerke ist die Emergenz eines Systems, also die Frage nach dem Zusammenspiel der einzelnen Elemente eines Systems, von Interesse.

Kurzer Rückblick, wie diese unterschiedlichen Foki entstanden sind. Kurt Gödel zeigt in seinen Arbeiten der 1930er-Jahre die Grenzen des Berechenbaren und des Rechnens generell auf und setzt mit seinem Unvollständigkeitssatz neue Maßstäbe in der Mathematik, indem er selbstbezügliche, unentscheidbare formale Aussagen entwirft, deren Wahrheitsgehalt nicht durch eine Rechnung ermittelt werden kann. Der Fokus des Mathematikers liegt dabei aber auf der Logik formalisierbarer Prozesse, für die er universell anwendbare Codes entwickelt. Damit schlägt Gödel erstmals eine Brücke von den für diese Fragen notwendigen Axiomen und beweisbaren Theoremen zu ihrer programmatischen Anwendung in Computern, bestehend aus Reihen von Operationen, mit denen Beweise im Sinne der Logik berechnet werden

können. Sein Unvollständigkeitssatz gilt neben der Ableitung Alan Turings als epochale Entschlüsselung des Entscheidungsproblems, das Gödel wie Turing ähnlich begreifen: Das Entscheidungsproblem muss, im Sinne der Mathematischen Logik, auf Fragen begrenzt werden, die eine klare Ja/Nein-Antwort zulassen. Heißt: Gibt es eine Ähnlichkeit zwischen Bild A und Bild B: ja/nein? Kommt eine Eigenschaft vor: ja/ nein. Wie hoch ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein bestimmtes Ereignis eintritt: 0 gar nicht, 1 sehr hoch etc. Das Entscheidungsproblem versöhnt Logik und Mathematik und stellt die Bedingungen auf, aus deren Logik sich der Computer heraus entwickelt hat sowie sein Anspruch, logische Denkprozesse zu vollziehen und daraus logische Entscheidungen abzuleiten.

Gödel begründet mit diesen Überlegungen zu den Grenzen algorithmischer Theorembeweise das, was heute theoretische Informatik genannt wird: eine durch die Logik inspirierte Perspektive, die sich mit der Effizienz mathematischer Werkzeuge, Axiomen, Algorithmen und Berechnungen digitaler Computer auseinandersetzt. Der oben benannte Unterschied zwischen der theoretischen Informatik und konnektionistischen Ansätzen findet sich in ihrer unterschiedlichen Verwendung der Komplexitätstheorie: Erstere beschäftigt sich mit der rechnerischen Komplexität von im Computer durchgeführten Theorembeweisen, fragt nach der Anwendbarkeit und der Effizienz des für ein Problem vorgeschlagenen Algorithmus und ist der Deduktion verpflichtet. Ein zweiter konnektionistischer Ansatz beschäftigt sich mit dem Zusammenwirken vieler interagierender Elemente in Systemen, die ein komplexes emergentes Verhalten, neue Eigenschaften oder Strukturen innerhalb eines Systems hervorbringen, das sich nicht auf seine Einzelteile reduzieren lässt. Dieser Ansatz folgt der induktiven Logik und mündet in dem heute deutlich dominanteren Bereich neuronaler Netze und des Machine Learnings.

Eine von mir interviewte Person nannte ein anschauliches Beispiel für effizienzbasierte Fragen kognitiver Komplexität:

> Die Theorie der kognitiven Komplexität untersucht die intrinsische Schwierigkeit von rechnerischen Problemen. Nehmen wir zum Beispiel das Sehen, sagen wir, es gibt einige Pixel, und sagen wir, Sie wollen berechnen, was die wahrscheinlichste Interpretation dieser spezifischen Pixel ist – das ist das rechnerische Problem. Dann fragt man sich, was ist der schnellste Algorithmus, wenn Sie sich einen Algorithmus ausdenken würden, der dieses Problem rechnerisch löst, wie viele Ressourcen braucht dieser Algorithmus? Ressourcen können Zeit oder Platz sein, in der Kognitiven Komplexität geht

> es vor allem um die Frage, ob das Gehirn über die Ressourcen verfügt, diesen Algorithmus auszuführen. Und nun gibt es Probleme wie die bayessche Inferenz im Allgemeinen: Wenn es keine vereinfachenden Annahmen gibt, dann gibt es keinen Algorithmus, und das ist keine technische Einschränkung, das ist eine mathematische Einschränkung. Es bedeutet, dass ein Algorithmus, der diese Berechnung durchführt, immer sogenannte exponentielle Zeit braucht, also dass die Zeit, die er benötigt, in die Höhe schießt, je mehr die Anzahl der Pixel wächst. Das bedeutet, dass man für alles andere als trivial kleine Bilder mehr Zeit braucht, als seit dem Urknall vergangen ist, um sie tatsächlich zu berechnen. Wir sagen: Ja, das kann das Gehirn nicht. Selbst wenn das Gehirn mit Lichtgeschwindigkeit rechnen könnte, was es nicht kann, wäre es nicht in der Lage, das in Jahrhunderten zu berechnen. Und NP-Schwere bedeutet, das sind diese Arten von Problemen, die diese Eigenschaft haben, dass es keinen effizienten Algorithmus für sie gibt. (Interview 3, Min. 45f.)

Die Komplexitätstheorie in der theoretischen Informatik definiert für Aufgaben, die das Entscheidungsproblem, also alle Probleme mit einer Ja-oder-nein-Antwort betreffen, Komplexitätsklassen für die weitere Verwendung in Gleichungen. Zu diesen Klassen gehört unter anderem P – als die Komplexitätsklasse, die die Menge aller Entscheidungsprobleme darstellt, die in Polynominalzeit gelöst werden können. Das heißt, die Antwort ja oder nein kann in einer angemessenen Zeit entschieden werden. NP ist die Klasse aller Entscheidungsprobleme, für die eine gefundene Lösung effizient rechnerisch und in Polynominalzeit überprüft werden kann. NP-complete ist eine Komplexitätsklasse, die die Menge aller Probleme X in NP darstellt, für die es möglich ist, jedes andere NP-Problem Y in Polynominalzeit auf X zu reduzieren. NP-Schwere beschreibt die Komplexitätsprobleme, die mindestens so schwer sind wie die NP-complete-Probleme. Diese Klasse muss nicht in der Komplexitätsklasse NP aufgehen noch müssen sie Teil des Entscheidungsproblems sein. Bereits Gödel beschrieb 1956 dieses, bis heute offene Problem der Vergleichbarkeit von Komplexitätsklassen für das Entscheidungsproblem (P=NP?). Polynominalzeit gibt die Zeit an, in der Komplexitätsprobleme mithilfe von Rechenmaschinen lösbar sein müssen. Die Polynominalzeit bildet damit den Rahmen für praktisch lösbare mathematische Probleme und praktisch nicht lösbare Probleme. Diese theoretischen Überlegungen zur Berechenbarkeit der eigenen Modelle spielen eine fundamentale Rolle in den Computational Neurosciences.

> Und interessanterweise sind viele Modelle in der Kognitionswissenschaft NP-hard, das heißt, die Modelle die postuliert werden, sind praktisch nicht in der Polynominalzeit lösbar. Aber wir benutzen sie als Modelle dafür, wie das Gehirn rechnet. Gleichzeitig können wir nachweisen, dass das nicht möglich ist. Also es gibt dann zwar einen Algorithmus dafür, aber alle diese Algorithmen verbrauchen so viele Ressourcen, sie können nicht plausibel physikalisch realisiert werden. Diese Algorithmen können nicht auf die reale Welt zurück skaliert werden, denn das würde das Modell sprengen. Und dann sagen sie, ja das ist nur ein technisches Problem. Nein, das ist kein technisches Problem, da stimmt etwas grundlegend nicht. (Interview 3, 47 Min.)

2.3 Kausalität und Zufall in komplexen Systemen

> We know that in the realm of natural science, the absolute connexion between the initial and final elements of a problem, exhibited in the mathematical form, fitly symbolizes that physical necessity which binds together effect and cause –
> *Boole 1958, 316f.*

Der Mathematiker Henri Poincaré (1854–1912) widmet sich in einem Text aus dem Jahr 1908, den grundlegenden Schwierigkeiten, die in der Definition und Abgrenzung von Kausalität als klare Festlegung von Ursache und Wirkung und zufälligen Erscheinungen deutlich werden. Sein Hinweis auf die mathematischen Grenzen in der Beschreibung von Naturgesetzen, beruht auf Überlegungen vor der quantenphysikalischen Revolution und vor den Veränderungen, die sich durch die Einhegung nicht linearer Prozesse in der Mathematik ergaben:

> Eine sehr kleine Ursache, die für uns unbemerkbar bleibt, bewirkt einen beachtlichen Effekt, den wir unbedingt bemerken müssen, und dann sagen wir, daß dieser Effekt vom Zufall abhänge. Würden wir die Gesetze der Natur und den Zustand des Universums für einen gewissen Zeitpunkt genau kennen, so könnten wir den Zustand dieses Universums für irgendeinen späteren Zeitpunkt genau voraussagen. Aber selbst wenn die Naturgesetze

> für uns kein Geheimnis mehr enthielten, können wir doch den Anfangszustand immer nur näherungsweise kennen. Wenn wir dadurch in den Stand gesetzt werden, den späteren Zustand mit demselben Näherungsgrade vorauszusagen, so ist das alles, was man verlangen kann; wir sagen dann: die Erscheinung wurde vorausgesagt, sie wird durch Gesetze bestimmt. Aber so ist es nicht immer; es kann der Fall eintreten, daß kleine Unterschiede in den Anfangsbedingungen große Unterschiede in den späteren Erscheinungen bedingen; ein kleiner Irrtum in den ersteren kann einen außerordentlich großen Irrtum für die letzteren nach sich ziehen. Die Vorhersage wird unmöglich und wir haben eine »zufällige Erscheinung«. (Poincaré 1908 [23: Text 114])

Die hier zitierte Aussage Poincarés zeigt die Fallstricke auf, die sich aus den Übersetzungen der experimentellen Beobachtungen der Physik in die statischen Gesetze der Mathematik ergeben. Poincaré unterscheidet zwischen theoretischer Vorhersagbarkeit und der praktischen Unmöglichkeit, Ausgangsdaten beliebiger Genauigkeit zu er- beziehungsweise beschaffen. Poincaré deutet an, dass Zufall auf der praktischen Unmöglichkeit der Vorhersage beruht, das heißt, für ihn ist Zufall allein Ausdruck für Nichtwissen oder Nochnichtwissen. In Poincarés Aussage klingt ein erster Verweis auf die Gesetze nicht linearer Prozesse an, die die Kausalitätsprinzipien kurze Zeit später durch die Implementierung der Wahrscheinlichkeitstheorie fundamental verändern sollten.

Durch die Wahrscheinlichkeitstheorie und ihre Einbettung in die Berechnung komplexer Systeme wird das Kausalitätsprinzip neu ausgerichtet: Bisher war das Kausalgesetz die »induktive Verallgemeinerung der Erfahrung, dass sich in der Regel zu jedem beobachtbaren Ereignis B ein anderes Ereignis A finden lässt« (Morfill/Scheingraber 1993, 282). Mit dem Verlassen eines deterministischen Standpunkts, durch die Implementierung der Gesetze nicht linearer Prozesse, verlieren die reduziert gehaltenen Kausalaussagen ihren Sinn, da es bei der Untersuchung »komplexer Systeme mit vielfältigen Zusammenhängen [...], in den meisten Fällen unmöglich ist, zwischen einzelnen Ereignissen eindeutige Ursache-Wirkungs-Verknüpfungen zu konstruieren« (ebd.).

Die induktive und vorhersagende Logik stochastischer Berechnungen basiert auf dem statistischen Verhältnis von Ursache und Wirkung und sucht nach Korrelationen, nicht nach kausalen Zusammenhängen. Zufall wird mithilfe der Probabilistik als Variable berechenbar gemacht und als notwendige

veränderliche Größe in komplexen Systemen vorausgesetzt. Statistik bildet die methodische Grundlage, um eine Art Inventur der gesammelten und vorhandenen Daten vorzunehmen und einen Überblick darüber zu geben, welche Informationen überhaupt vorhanden sind und welche Verteilungsmodalitäten vorliegen. Was aber die Gründe für diese Verteilung sind, das lässt sich mit stochastischen Modellen und Algorithmen nicht grundlegend, nicht theorieleitend klären. Artifiziellen Systemen fehlt das Mitbedenken der Anfangs- und Randbedingungen beziehungsweise das Einordnen, warum die Anfangs- und Randbedingungen so sind, unter denen das Problem gelöst werden soll, ebenso wie die Reflexion ihrer eigenen eingebetteten Systematiken und Logiken. Die Netzwerke können zur Selbstorganisation Prozesse iterieren (wiederholen) und Daten immer wieder einspeisen, sie können rekursiv gefundene, gemachte Fehler in das System zurückspiegeln und daraus lernen, dass dies fehlerhaft war. Sie können ihre Anfangs- und Randbedingungen innerhalb einer Simulation variieren, auch können die bekannten Naturgesetze programmiert und über nominale Angaben in die Berechnungen eingeschrieben werden, diese sind aber nur ein Teil des Systems, Randbedingungen sind eher kontingent und kontextabhängig.

Das Kausalitätsprinzip ist Ausgangspunkt von logischen wie statistischen Überlegungen: Wenn, dann. Aus x ergibt sich y etc. Um dem Kausalitätsprinzip zu entsprechen, müssen Experimente unter den gleichen Bedingungen wiederholt und ihre Ergebnisse reproduziert werden können: Gleiche Bedingungen müssen gleiche Ergebnisse hervorbringen. Das ist die Fundamentalanforderung jeden wissenschaftlichen Experiments im Labor – bis heute. Sie gilt aber nicht für die Statistik: Diese prüft nicht mehr die Kausalität von Zusammenhängen, sondern ihre Korrelation, also ob ein Zusammenhang signifikant beziehungsweise valide ist. Sie gilt auch nicht für auf stochastischen Berechnungen basierende Computermodelle und Simulationen.

Das Kausalitätsprinzip der Experimentalwissenschaften, vor allem aber der Physik, besagt, dass gleiche Ursachen gleiche Wirkungen haben. Das Kausalitätsprinzip wird in starke und schwache Kausalität unterschieden. So beschreibt die schwache Kausalität, dass gleiche Ursachen gleiche Wirkungen haben, sagt aber nichts über die *Schwere*, mit der eine Ursache mit einer Wirkung zusammenhängt. Die starke Kausalität hingegen, die insbesondere in nicht linearen Prozessen oder Systemen angenommen wird, besagt, dass ähnliche Ursachen ähnliche Wirkungen haben, aber kleinste Abweichungen zu extrem verschiedenen Ergebnissen führen können. Diese Bestimmung von Kausalität ist eine rein mathematische Festlegung für das Verhältnis von Ur-

sache und Wirkung in Systemen und dient allein der weiteren formal-logischen Verfasstheit der anzuwendenden Gleichungen, aber kaum der Einschätzung über die Ursächlichkeit eines Ereignisses über ein anderes. Das Prinzip von Ursache und Wirkung wird, wenn zwei Prozesse ein und demselben System angehören, als gegeben vorausgesetzt. Das Verhalten nicht linearer Systeme mit starker Kausalität über längere Zeiträume ist nicht genau vorherzuberechnen.

Zufall

»Ich möchte nur darauf aufmerksam machen, wie viele verschiedene Bedeutungen dem Wort Zufall gegeben werden, und wie nützlich es wäre, sie zu unterscheiden.« (Poincaré 1906, 114)

Wenn Kausalität das Verhältnis von Ursache und Wirkung beschreibt, definiert sich Zufall als die Abwesenheit von Kausalität, ein Ereignis, das eintritt, ohne dass dafür eine Ursache oder eine Gesetzmäßigkeit erkennbar wird. Zufälligkeit grenzt sich als Gegensatz von der Notwendigkeit ab, ist aber gleichzeitig in seiner Negation auf diese angewiesen. Denn erst im Wissen um Regelhaftes und Notwendiges wird Zufälliges deutlich.

Diese definitorische Gegenüberstellung von Zufall und Gesetzmäßigkeit, die die Abwesenheit des jeweils anderen anzeigt, verändert sich im mathematischen Verständnis zur Berechnung komplexer Systeme/Netze mittels Stochastik. Wenn Zufälligkeit als Fehlen von Ursächlichem und Regelhaftem beschrieben und »als Negation einer bestimmten Form von Regularität« (Kirchner 2018, 245) angesehen wird, braucht es eine übergeordnete Charakteristik, um Zufälliges dennoch mathematisch berechenbar zu machen. Um den Zufall in den Griff zu bekommen und ergo seiner Berechenbarkeit zuzuführen, wird den verschiedenen zufällig eintretenden Ereignissen in komplexen Systemen

> ein eigener Regularitätsbegriff angelegt […]: die Periodizität, die als Reminiszenz an die vor-chaotische, d.h. sich mit linearen oder linearisierten Problemen beschäftigende Naturwissenschaft aufgefasst werden kann. Die Periodizität ist als Form der Regularität basal in dem Sinne, dass sie in allen übrigen Formen enthalten ist; sie zeichnet sich ferner durch Minimalität bei der algorithmischen Umsetzung aus, ist also die am einfachsten zu prüfende Form von Regularität. (Kirchner 2018, 245)

Durch die Annahme von mathematisch berechenbarer Periodizität in komplexen Systemen können Zufallsverteilungen mithilfe von Wahrscheinlichkeits-

rechnungen als notwendiger Motor für die Aufrechterhaltung eines komplexen Systems eingebaut werden. So wird Zufall zu seinem Gegenteil: einer Notwendigkeit, die selbstverständlich über statistische Häufigkeitsverteilungen als selbsterhaltende Maßnahme in selbstlernende Algorithmen einbezogen wird.

Die Einteilung, ob biologische, organische, physikalische oder neuronale Prozesse deterministisch oder zufällig verfasst sind, stellt sich in den Computational Neurosciences heute tatsächlich nicht mehr: Organisch-neuronale Prozesse sind stochastisch verfasst. Als komplexe Systeme basieren sie auf einer statisch ermittelten Kombination aus regelhafter Zufälligkeitsverteilung. Diese mathematische Einhegung mithilfe der Wahrscheinlichkeitstheorie wird auch als Probabilistik, ein Anwendungsbereich der Wahrscheinlichkeitsrechnung, bezeichnet.

3 Wahrscheinlichkeit

Nach den Turbulenzen, die die Entdeckung des 1. und 2. Hauptsatzes der Thermodynamik der newtonschen Physik bescherte, brauchte es neue mathematische Herangehensweisen, um nicht lineare Prozesse zu berechnen und die Formalisierung komplexer Systeme zu ermöglichen. Hier kommt die Wahrscheinlichkeitstheorie ins Spiel, die dabei half, »das Verhalten komplexer mechanischer Systeme nach statistischen Gesetzen« (Capra 1983, 74) zu beschreiben. Mithilfe von Wahrscheinlichkeitsannahmen können Aussagen, Vorhersagen und Urteile nach dem Grad ihrer Gewissheit eingestuft werden. In Kapitel 1 wurde bereits in die Wahrscheinlichkeitstheorie eingeführt. An dieser Stelle sei noch auf die Diversität von Wahrscheinlichkeitskonzepten hingewiesen, eine Art der Chancenberechnung gibt es nicht, Wahrscheinlichkeitsannahmen können sehr unterschiedlich verfasst sein. In den Anfängen wurde die Wahrscheinlichkeit eines eintretenden Ereignisses dadurch bestimmt, dass »die Zahl der ›günstigen‹ durch die Zahl der ›möglichen‹ Fälle dividiert« (Stegmüller 1956, 2) wurde. Das bedeutet, »wenn die Wahrscheinlichkeit, mit einem Würfel eine Sechs zu werfen, gleich 1/6 ist, so beruht dies nach der klassischen Ansicht darauf, daß sechs mögliche Fälle, nämlich die sechs verschiedenen Augenzahlen des Würfels, und ein günstiger Fall, nämlich die Augenzahl 6, vorliegen« (ebd.).

Das Feld der Wahrscheinlichkeitsmöglichkeiten lässt sich auch anders bemessen, und je nach Unterteilung, die man vornimmt, kommt man zu einem anderen Ergebnis:

> Wenn etwa nach der Wahrscheinlichkeit gefragt wird, daß mit einer Münze zweimal hintereinander ›Schrift‹ geworfen wird, so könnte man zunächst die Überlegung anstellen, daß es drei Möglichkeiten gäbe: 1. zweimal Schrift, 2. zweimal Kopf, 3. einmal Kopf und einmal Schrift; die gesuchte Wahrscheinlichkeit wäre also gleich 1/3. Nach einer anderen Überlegung würde man jedoch die dritte Möglichkeit nochmals zu unterteilen haben in ›zuerst Kopf, dann Schrift‹ und »zuerst Schrift, dann Kopf«, wodurch man als gesuchten Wahrscheinlichkeitswert 1/4 herausbekäme. (Stegmüller in Carnap 1959, 3)

Seit dem 17. Jahrhundert haben sich noch einige weitere Wahrscheinlichkeitskonzepte herausgebildet. Wahrscheinlichkeit in der frequentistischen Definition bedeutet etwa, dass die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses im Falle eines wiederholbaren Experiments den Grenzwert der relativen Häufigkeit des Eintretens dieses Ereignisses bei vielen Wiederholungen darstellt. Andererseits versagt Wahrscheinlichkeit als physikalische Größe in Experimenten, die man nicht oft wiederholen kann. Nach Bayes bedeutet Wahrscheinlichkeit: Die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses ist ein Maß dafür, wie stark man von dem Eintreten des Ereignisses überzeugt ist. Nicht mehr das Maß an Zufälligkeit ist ausschlaggebend, sondern die Einschätzung darüber, was ein wahrscheinlicheres Ereignis ist. In dem Würfel- und Münzbeispiel wird Ereignissen eine Eigenschaft zugeschrieben und deren Wahrscheinlichkeit bemessen. Werden diese Eigenschaften konkretisiert, heißt auf Personen bezogen oder darauf, dass der nächste Wurf eine Sechs wird, handelt es sich um die Wahrscheinlichkeitsvorhersage einer Aussage. Das heißt, es kann von mindestens drei verschiedenen Arten von Wahrscheinlichkeiten ausgegangen werden, die vorhergesagt werden sollen: die Wahrscheinlichkeit von Argumenten, Aussagen und Eigenschaften. Für alle Wahrscheinlichkeitskonzepte wurden mathematische Formalisierungen gefunden, sodass sie in mathematische Berechnungen einfließen können.

In Kapitel 1 wurde bereits auf eine weitere Unterscheidung in der Wahrscheinlichkeitstheorie hingewiesen, zwischen sogenannter subjektiver und objektiver Wahrscheinlichkeit. Im Folgenden möchte ich die subjektiv verfasste bedingte Wahrscheinlichkeit nach Thomas Bayes näher erläutern.

3.1 Bedingte Wahrscheinlichkeit oder Intuition quantifizieren – Bayes

Ein allgemeines Schema zum Rechnen mit Wahrscheinlichkeiten wurde 1774 von Pierre-Simon Laplace in seinem Artikel *Treatise on the Probability of the Causes of Events* vorgestellt. Das Laplace'sche Gesetz stellt eine Möglichkeit vor, wie man von beobachteten Effekten auf ihre wahrscheinlichen Ursachen rückschließen kann. Sie lässt sich für jedes Ereignis anwenden, in der man die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses auf der Grundlage seiner Geschichte einschätzen kann. Eine ähnliche Idee wie Laplace, die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses rückwärts, von seinem Eintreten her zu denken, hatte auch der Mathematiker, Statistiker und presbyterianische Pfarrer Thomas Bayes (1702–1761). Bayes notierte seine Gedanken in seinem Essay *Towards solving a problem in the doctrine of chances*, der erst nach seinem Tod erschien. Hierin definiert Bayes einen inversen Wahrscheinlichkeitsansatz, der zu seiner Zeit kaum Beachtung fand und erst in den 1990er-Jahren, mit steigender Computerrechenleistung, wiederendeckt wurde. Bayes definiert in seinem Essay insgesamt sieben Wahrscheinlichkeitsannahmen, drei dieser Lehrsätze sollen hier kurz vorgestellt werden: Satz 4 besagt, dass »ein Ereignis entschieden ist, wenn es entweder eingetreten oder ausgeblieben ist«. Satz 5 definiert den zu errechnenden Wahrscheinlichkeitswert eines Ereignisses: »[D]ie Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses ist das Verhältnis zwischen dem Wert, welcher einer an das Eintreten des Ereignisses geknüpfte Erwartung zu geben ist, und dem Werte des in diesem Falle erwarteten Gewinns.« Im 6. Satz stellt Bayes mit der Gleichstellung von *chance* und *probability* seine Wahrscheinlichkeitsdefinition in die Tradition der klassischen Wahrscheinlichkeitstheorie, um sie darüber zu plausibilisieren: »Unter Chance verstehe ich dasselbe wie unter Wahrscheinlichkeit.« (alle Zitate: Bayes 1908, 4)

Bayes Definition bringt erstmals den Gedanken einer gegenseitigen Abhängigkeit von Wahrscheinlichkeiten ins Spiel. Die Abhängigkeit von Ereignissen erlaubt es, das Eintreten eines Ereignisses A unter der Bedingung, dass ein Ereignis B eingetreten ist, zu berechnen. Die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten von A hängt vom Eintreten von B ab. Das heißt, die Wahrscheinlichkeit, dass ein Ereignis eintritt, bedingt die Wahrscheinlichkeit des Eintretens eines anderen Ereignisses und wird deswegen auch als bedingte Wahrscheinlichkeit beschrieben.

Bayes hatte im Anschluss an Laplace einen Weg gefunden, die relative Wahrscheinlichkeit einer Hypothese mit der einer anderen zu vergleichen. Laplace hatte mithilfe der Infinitesimalrechnung bewiesen, dass sich ein rie-

siges Spektrum an Möglichkeiten auf eine einzige Schätzung reduzieren lässt. Das heißt, wenn wir nichts über einen Kontext, über den wir eine Vorhersage machen wollen, wissen, dann bestimmt die erwartete Wahrscheinlichkeit den Rahmen, der definiert werden soll.

In einem der von mir geführten Interviews wird das Modellieren mit bayesscher Wahrscheinlichkeit als Festlegen einer Art wahrscheinlichsten Wahrscheinlichkeit beschrieben. Das im Interview beschriebene Fallbeispiel bezieht sich auf das Modellieren kognitiver Wahrnehmung für das Erkennen eines Kippbildes, auf dem manche eine junge Frau sehen, andere eine alte Frau, einige beide hintereinander, aber niemals können die alte und die junge Frau gleichzeitig gesehen werden. Für die Programmierung eines Computermodells dieses kognitiven Vorgangs wird nun die Wahrscheinlichkeit für die Information, die von den Neuronalen Netzen erkannt wird, auf diese beiden Variablen festgelegt, da sie, vom Ergebnis her gedacht, am wahrscheinlichsten eintreten.

> Take a Bayesian model of, why you see an old woman or a young woman. And the Bayesian may say, that's because that is most probable, that's the most probable interpretation given by the data. The data is just the black and white pixels, and they say, but why is it not a house? It could be a house, but the probability that that is a house is very low given the configuration of the dots, but there is a good probability that it is an old woman, there is also a good probability that it is a young woman. Bayesian would tend to model in terms of probabilities and make probabilistic inferences. [...] Not all Bayesians take that view, but there is also a big group of Bayesians who commit that Bayesians models are both normative and descriptive and they may say this is why cognition is Bayesian because probably evolution optimized us to be so. (Interview 5, 42 Min.)

Die bayessche Anwendung von Wahrscheinlichkeit ist heute in vielen Bereichen, die mit Statistik arbeiten, vor allem aber in Computermodellen und Simulationen verbreitet. »Over the past decades we have seen the rise of probabilistic, mostly Bayesian, epistemology. And in statistics, due to conceptual advantages but possibly also due to improved computing power, the use of Bayesian statistics has become more mainstream.« (Hacking 2016, ix) Die Verbreitung des bayesschen Wahrscheinlichkeitsverständnisses hat einiges an weiterer Forschung an der Schnittstelle von Statistik, Logik und Erkenntnistheorie nach sich gezogen. Bayes' Verwendung eines durchaus subjektiven Zugangs zur numerischen Berechnung von Vorhersagen ist in der

Mathematik höchst umstritten, findet aber breiten Anklang in den Modellierungen Neuronaler Netzwerke und ist somit ein wichtiger Bestandteil der Computational Neurosciences.

In der Stochastik und der Probabilistik greifen mathematische und Computermodelle auf verschiedene Ausprägungen von Wahrscheinlichkeit zurück, die wiederum darüber entscheiden, welche auf Vorhersagen beruhende Entscheidungen in die stochastischen Prozesse eingeschrieben werden. Aber auch die statistische Mittelung der gaußschen Normalverteilung wird weiterhin in den Computermodellen der Neuronennetzwerke angewendet:

> Qualities in the natural world often conform to Gaussian (normal) distributions in which measured values are symmetrically clustered around a mean value. Adding variation to model parameters can be done by adding Gaussian noise, drawn from a *Gaussian distribution* with zero mean and a specified variance, to the mean parameter value. (Sterratt et al. 2014, 343; Hervorh. im Orig.)

Diese Mittelung unterscheidet sich dabei von der bayesschen Wahrscheinlichkeit, die nicht statistisch mittelt, sondern aus Erfahrungen und Kontexten Bezüge heranzieht, um über die ›Intuition‹ zu den Bedingungen einer wahrscheinlichsten Wahrscheinlichkeit zu kommen.

3.2 Probabilistik = Stochastik

Die Probabilistik verweist schon in ihrem Namen auf die Anwendung der Wahrscheinlichkeitstheorie, um statistische Zufallsverteilungen und Vorhersagen anhand der Einstufung von Ereignissen nach dem Grad ihrer Gewissheit vorzunehmen. Durch Anwendung wahrscheinlichkeitstheoretischer Grundlagen formalisiert, modelliert und untersucht die Probabilistik das Verhalten von Zufallsverteilungen.

Wie bereits in Kapitel 1 beschrieben, ist es die Wahrscheinlichkeitstheorie mit ihren konkreten Berechnungsweisen, die die Erfolgsgeschichte der modernen Naturwissenschaft, später auch der Geistes- und Sozialwissenschaften, begründet. Die probabilistische Revolution (Krüger/Daston/Heidelberger 1987) stellt das statistische Denken auf völlig neue Füße, die leise Revolution drückt sich zunächst nicht in neuen technischen Entdeckungen aus, sondern bringt einen grundlegenden Wandel epistemologischer Bedingungen hervor,

der einen allumfassenden Einsatz von Statistik und Stochastik in der Wissensproduktion nach sich zieht.

Die klassischen wissenschaftlichen Gesetze beschränkten sich auf lineare Verbindungen zwischen diskreten Elementen, deren Wechselwirkungen auf der Grundlage ihrer individuellen Eigenschaften vorhergesagt werden konnten. Die Thermodynamik beendete die newtonsche Ära des mechanischen Determinismus und brachte nicht lineare, komplexe Systeme mit gänzlich neuen Bedingungen hervor. Die Gesetze komplexer Systeme beziehen sich auf größere Einheiten mit mehreren Elementen, deren Verhalten nicht mehr aus sich selbst heraus erklärt werden kann, sondern in der Wechselwirkung mit den anderen Einheiten eines Systems. Probabilistik berechnet nun das (Entscheidungs-)Verhalten dieser Einheiten mithilfe von Zufallsvariablen. Das einzelne Verhalten der Einheiten komplexer Systeme kann nicht mehr deterministisch festgelegt werden, sondern muss mithilfe von Wahrscheinlichkeitsgesetzen formalisiert werden. Wahrscheinlichkeitsgesetze bestimmen die Verteilung von Zufallsvariablen, wobei sich die Bedeutung der Begriffe wie Zufall, Kausalität und Zeitlichkeit mit Eintreten der mathematisch-statistischen Logik in die Wissensproduktion deutlich von ihrer alltäglichen oder philosophischen Verwendung unterscheidet. Zufall ist keinesfalls auf die Nichtverfügbarkeit vollständiger Informationen oder auf die Abwesenheit von Notwendigkeit zurückzuführen.

Probabilistik ist wie die Stochastik ein Anwendungsgebiet der Wahrscheinlichkeitstheorie, beide Begriffe werden in diesem Buch synonym verwendet. Beide beschreiben die Errungenschaften, die aufgrund der Wahrscheinlichkeitstheorie in die statistische Analyse experimenteller Daten integriert werden konnten. Die Mathematisierung der Analysewerkzeuge führte, neben der statistischen Mechanik von Ludwig Boltzmann und der Biometrik von Karl Pearson, zu einem grundlegenden Perspektivenwechsel in den Laborwissenschaften: zu einer »Objectivation of Observation« (Swijtink 1987, 261).

4 Neue Zeitlichkeit

Anhand des Wandels von vorchristlichen, zyklischen Vorstellungen von Welt hin zu einer Implementierung christlich, ewiger Ordnung im Universum lässt sich die neue Zeitlichkeit verdeutlichen. Obwohl Namensgeberin für die Ewigkeit, steht die in Rom verehrte Gottheit Aeternitas (lat. »Ewigkeit«)

für politische Beständigkeit beziehungsweise Dauerhaftigkeit politischer Herrschaft. Ihre Symbole sind Himmelskugel, Sonne und Mond, immer im Zusammenhang mit der sich in den Schwanz beißenden Schlange. Die als ewig beschriebene Weltzeit wird durch den philosophischen Begriff des Äons beschrieben, später wird Äon zu einer Gottheit, der einerseits über die Abfolge zyklischer Zeitabschnitte wacht und andererseits die Ewigkeit selbst symbolisiert. Im Christentum ist nur noch Gott, der Schöpfer, ewig, die Schöpfung selbst endlich. Ewigkeit ist vor allem mit Zeit assoziiert, Unendlichkeit mit Raum. Die Bestimmung, dass der Raum, insbesondere der Weltraum, unendlich sei, stammt von Newton, der mit dieser Annahme die göttliche Ordnung in die moderne Physik implementiert. Weil Gott unendlich sei, sollte auch der Raum unendlich sein. Über das Konzept der Unendlichkeit wird die zeitliche Dimension der ewigen, göttlichen Ordnung eingeholt und zum mathematischen Prinzip des Universums gemacht, mit der gerechnet werden kann. Trotz ihrer häufigen und selbstverständlichen Verwendung in der Wahrscheinlichkeitsrechnung kann Unendlichkeit nur vermutet werden, da sie in der Natur bisher noch nie beobachtet werden konnte.

In der Mathematik wird das raumzeitliche Konzept der Unendlichkeit in ein Prinzip des Tuns transformiert. Denn Unendlichkeit als mathematisches Konzept geht von der unendlichen Wiederholung von Würfelwürfen, unendlichen Iterationen der Ereignisse, die berechnet werden sollen, aus, um eine Annäherung an den Mittelwert zu gewährleisten. Das mathematische Prinzip der Unendlichkeit konnte darüber nicht nur die göttliche Ordnung und daran geknüpfte Vorstellungen von Ewigkeit und Beständigkeit integrieren, auch die Idee einer ewig gleichen, universal und überall anwendbaren Regelhaftigkeit spielt in diese Annahme von Unendlichkeit rein. Damit ist Unendlichkeit ein universal anwendbares Prinzip für mathematische Beobachtungen und Beweisführungen, eine Grundannahme, die selbst noch nie beobachtet wurde.

Die Annahme einer potenziellen Unendlichkeit, sei sie räumlich, sei sie durch die Wahrscheinlichkeitsannahme in die Mathematik eingelagert, hatte durch Kants aufgreifen der von Leibniz und Newton unabhängig voneinander gefundenen Infinitesimalmethode, auch Auswirkungen auf die Philosophie. Das theoretische Verfügen über eine Unendlichkeit, verführt die Philosophie, über ihre »karge Endlichkeit von Begriffsapparaturen« (Adorno 1966, 22) hinwegzutäuschen. Das führt dazu, dass »[d]ie traditionelle Philosophie glaubt, ihren Gegenstand als unendlichen zu besitzen, und wird darüber als Philoso-

phie endlich, abschlußhaft.« (ebd. 22 f.) Das Unendliche mit einem endlichen Netz von Kategorien einfangen zu wollen, muss scheitern. Denn »Erkenntnis [...], hat keinen ihrer Gegenstände ganz inne. Sie soll nicht das Phantasma eines Ganzen bereiten.« (ebd. 23)

Unendlichkeit in der Wahrscheinlichkeitstheorie und damit in der Berechnung komplexer und nicht linearer Systeme führt zu einer neuen Vorstellung von Historizität und Zeitlichkeit. Diese neue Zeitlichkeit, die auch *die Zeit der Algorithmen* (Scherer 2016) beschreibt, muss unter dem Gesichtspunkt der ihr vorangegangenen Entwicklungen gesehen werden. In der Industrialisierung und in den Anfängen des Kapitalismus richtet die ›Zeit der Maschinen‹ mittels Stechuhr und getakteter wie fragmentierter Arbeitsschritte den menschlichen Körper zu. Gleichzeitig wird in den wissenschaftlichen Laboren, »in denen die Komplexität der Außenwelt auf wenige Parameter reduziert wird« (Scherer 2016, 18), eine eigene Realität erschaffen, die die physikalische Welt simulieren soll. Dabei soll aber der »Umgang mit Realität nicht effektiver« (ebd.) gestaltet werden, sondern Ziel ist, »selbst eine neue Realität« (ebd.) mit einer ihr eigenen Zeitlichkeit zu schaffen. »Diese Technologien verändern die Welt des 20. und 21. Jahrhunderts so grundlegend, dass man heute von einer eigenen Technosphäre spricht, die parallel zur Biospähre existiert.« (Ebd.) Die ›Technologien der Moderne‹ zeichnen sich vor allem durch ihre Beschleunigungstendenzen hin zu einer allgegenwärtig berechenbaren Echtzeit aus, worauf ich in Kapitel 4 über die Ausweitung laborativer Praktiken über den Ort des Labors hinaus näher eingehe.

Die Dimension der Historizität ermöglichte das Zusammenführen von mathematischer Berechenbarkeit und lebenden/lebendigen Prozessen, die vor der Einführung nicht linearer Systeme und Wahrscheinlichkeitstheorie zwischen einem mechanistischen Weltbild und einem dem Vitalismus verpflichteten Verständnis von Prozesshaftigkeit zerrieben wurden.

In der Wahrscheinlichkeitstheorie musste das Prinzip der unendlichen Durchgänge eingeführt werden, um damit rechnen zu können. Das Prinzip der Entropie legt die Richtung eines Prozesses fest. Wenn zum Beispiel ein Glas zu Boden fällt, dann wird die Energie zwar erhalten und durch das Zersplittern des Glases in viele kleine Teile freigesetzt, aber die Richtung dieses Prozesses ist festgelegt und kann nicht umgekehrt werden: Das Glas kann sich nicht von alleine durch die gleiche Energie wieder zusammensetzen. Dynamische Prozesse unterliegen also einer irreversiblen Zeitlichkeit. Fällt deren Berechnung nun unter die Prämissen der Wahrscheinlichkeitstheorie, die für ihre Verallgemeinerung die Unendlichkeit einführen musste, dann ergibt sich

eine neue Zeit, die nicht mehr an Erfahrung kontextualisiert werden muss und auch nicht an andere Bedingungen, die sie hervorbringen. Über das Konzept der Unendlichkeit erlangen vorher stark kontextualisierte Berechnungen ihre Allgemeingültigkeit und sind durch die Annahme ihrer Irreversibilität an eine allgemein gültige Zukunft geknüpft. Unendlichkeit als irreversible Zeit ist nicht umkehrbar.

Die Zeit ist unendlich, unbestimmt und gleichzeitig zu einer statistischen Größe geworden, man könnte sagen relativ, aber eben nicht im Sinne Einsteins, sondern in seinem direkten Umkehrschluss: Nicht die konkreten Bedingungen und Kontexte bringen eine aufeinander bezogene Raumzeit hervor, sondern Zeit orientiert sich an der menschlich nicht erfahrbaren Unendlichkeit einerseits und an der Polynominalzeit andererseits, eine zeitliche Einheit, die sich an der Dauer von Rechenvorgängen in Computern ausrichtet.

5 Instrumentelle Vernunft der Computational Neurosciences

> Ich kann mich praktisch nur menschlich zu der Sache verhalten, wenn die Sache sich zum Menschen menschlich verhält – *Marx 1971b, 540*

Nach der historischen Abhandlung einiger theoretischer Paradigmenwechsel und technischer Entwicklungen und einer Einordnung derselben unter das Dispositiv der *Mathematisierung der Wahrnehmung* (s. Kap. 5) geht es im Weiteren um die Bedeutungsebene dieser epistemischen Erneuerungen. Welche Erkenntnisräume sind durch die Implementierung mathematisch-statistisch verfasster Methoden und Technologien möglich, welches Wissen lassen sie zu? Inwiefern sind sie Zeichen einer digitalisierten Welt? Welchen Regularien und biopolitischen Subjektivierungsweisen wird hier Vorschub geleistet? Was bringt die Digitalisierung und die daran anschließende digitale Auffassung des Gehirns für Regierungsweisen mit sich? Im Fokus stehen insbesondere solche Regierungsweisen, die einerseits Subjektivierungsweisen individualisieren, dieses Individuum aber gleichzeitig auf allgemeine Kategorien reduzieren – nämlich auf Kombinationen statistisch ermittelter Eigenschaften und Verhaltensmuster. Diese »radikale Mutation der Subjektivität« (Raunig 2018, 7) im Digitalen macht aus unteilbaren gleichen und freien Individuen

teilbare und berechenbare. Es ist »eine Eigenschaft heutiger Machtkonfigurationen, das Subjekt als Einheit anzurufen und auch als solches zu prozessieren und dabei die rekombinierten Daten als gebrauchsfähigen Zuschnitt […] erscheinen zu lassen« (Kämpf/Rogers 2018, 85). Katrin Kämpf und Christina Rogers plädieren auch dafür, diese Subjektivierungsweisen »im Zuge der Digitalisierung zu verstehen« und

> eine Referenz auf die algorithmischen Prozesse aufzubauen, die digitale Daten fortwährend rekonfigurieren. Ein Data Double entsteht somit nicht allein als Abstraktion eines verkörperten Subjekts, sondern in algorithmischen Prozessen, die das Digitale fortwährend zerschneiden, neu verbinden und rekombinieren. (Ebd., 84)

Der Kritik an der *Herrschaft der Regel* (Heintz 1993), einer digitalen Vernunft, die zu einer *algorithmischen Gouvernementalität* (Rouvroy/Berns 2013) führt, einem *new way of being smart* (Rouvroy), soll hier im Weiteren nachgegangen werden.

Dieser »Rückzug der Mathematik aus der Objektwelt« (Scheich 1999, 84) tat jedoch ihrer »Anwendung in den Naturwissenschaften keinen Abbruch, im Gegenteil« (ebd.). Mit der mathematisch-technischen Verfasstheit ihrer Methoden setzte sich der Imperialismus der instrumentellen Vernunft auch in den computergestützten Neurowissenschaften durch. Die zu Untersuchungszwecken eingeführte Unterscheidung zwischen Gehirn und Geist ist, trotz anders lautender Bekundungen, so aktuell wie seit ihren Anfängen. Die Psyche und das Unbewusste als die Bereiche, die sich nicht mit den Mitteln der Vermessung, mit mathematischen Modellen und Simulationen einfangen lassen, also die Bereiche, die sich der empirischen Erforschung entziehen, wurden sukzessive aus den Modellen, welche die Funktionsweise des Gehirns begründen sollen, herausgelassen. Die Rolle von Psycholog*innen in der sukzessiven Abschaffung des unbewussten, aber auch des freien Willens und der Eigensinnigkeit des Denkens sollte an anderer Stelle noch mal genauer betrachtet werden. Das hier untersuchte Feld der Computational Neurosciences und von Bereichen der Kognitionswissenschaften bleibt meist Physiker*innen, Mathematiker*innen und Kognitionswissenschaftler*innen vorbehalten. Sie sind es, die die beschriebenen formal-mathematischen Werkzeuge entwickelt haben. Aufgegeben und zu seiner Auflösung freigegeben aber wurde das Gehirn von den Psycholog*innen und, ja, Philosoph*innen unserer Zeit, die sich der engen Verwobenheit dessen, was wir herausfinden wollen, mit den Technologien und Untersuchungsmethoden, die dazu verwendet werden, nicht

›bewusst‹ sind. Der mathematische Traum, Entscheidungen berechenbar zu machen, Muster und Gesetzmäßigkeiten in einer durchaus komplexen Welt und im Gehirn als das »vermutlich komplexeste System unseres Universums« ausmachen zu können, ist zur Regel geworden.

In seinem 1978 erstmals erschienenen Werk *Die Macht der Computer und die Ohnmacht der Vernunft* formulierte der Informatiker Joseph Weizenbaum seine Kritik an dem, was er »Imperialismus der instrumentellen Vernunft« (1990, 337) bezeichnet. Die Veröffentlichung fiel in die Zeit der ersten großen Welle der Anwendung künstlicher Intelligenzen. Anknüpfend an Weizenbaums Kritik, werde ich im Folgenden die Bedingungen und Logiken dieser ersten großen Welle der Implementierung von künstlicher Intelligenz und Rechenmaschinen beschreiben. Die KI, die in den 1960er- bis 1980er-Jahren in den Technologien zum Einsatz kam, wird auch als symbolische KI bezeichnet. Seither ist viel passiert, der konnektionistische Aufschwung der 1990er-Jahre hat dazu geführt, dass sich künstliche Intelligenz stark weiterentwickelte. Insbesondere selbstlernende Algorithmen, artifizielle Neuronale Netzwerke, haben zu völlig neuen Softwareanwendungen geführt. Auf der Hardwareseite wurden leistungsstarke Rechner mit viel Speicherplatz gebaut. Diese zweite Künstliche-Intelligenz-Welle, in der wir aktuell mittendrin stecken, wird auch als *connectionist approach*, also als konnektionistischer Ansatz der KI bezeichnet. KIs sind enorm wirkmächtig, sie werden in der Technikentwicklung eingesetzt, aber erkenntnistheoretisch haben sie nicht mehr viel Neues hinzugefügt. Die Logiken dieses konnektionistischen Ansatzes, ebenso wie seine Bedeutung in Computer- und Simulationsmodellen der Neurowissenschaften, werden in Kapitel 5 als Element dessen analysiert, was ich als Mathematisierung der Wahrnehmung bezeichne.

Der Begriff der instrumentellen Vernunft wird von Max Horkheimer geprägt, inspiriert durch die gemeinsame Arbeit mit Theodor W. Adorno an der *Dialektik der Aufklärung*. Das Werk entsteht unter dem Eindruck der Shoa und der beängstigend technisiert geplanten Ermordung von sechs Millionen Jüdinnen und Juden. In der *Dialektik der Aufklärung* stehen die wissenschaftlichen, medizin-technischen Instrumentarien, die zur Verwaltung von Menschen eingesetzt werden, im Zentrum der Kritik. Horkheimer vertieft diese kritischen Überlegungen in seiner Schrift *Zur Kritik der instrumentellen Vernunft*, die 1967 veröffentlicht wird. Hierin setzt er sich kritisch mit technisch vermittelter Zweckrationalität auseinander und entwickelt die Begriffe der subjektiven und objektiven Vernunft. Die instrumentelle Vernunft ist der subjektiven Vernunft zugehörig als der Bereich, in dem die Berechnung

von Wahrscheinlichkeiten das Subjekt dazu befähigen, für einen gegebenen Zweck die richtigen Mittel zu wählen. Durch die Bereitstellung technischer und ökonomischer Mittel verliert menschliche Vernunft die Kompetenz, andere Zwecke als die seiner Selbsterhaltung anzuerkennen, was wiederum keine rationale Wahl mehr zulässt und die Vielfalt möglicher Zwecke nicht mehr miteinbezieht. In einer derart technokratisierten Welt erheben sich die technischen und ökonomischen Mittel über die menschlichen Zwecke, verselbstständigen sich und werden zu ›autonomen Wesenheiten‹. Durch den Sieg der instrumentellen, subjektiven Vernunft wird ihr »operativer Wert, ihre Rolle bei der Beherrschung der Menschen und der Natur zum einzigen Kriterium gemacht« (ebd., 42).

Die sich an diese Kritik anschließende Technokratiedebatte kennt keine ›vernünftige‹ Bestimmung von Technologiezwecken, sie ist in der Kritik der instrumentellen Vernunft nicht vorgesehen. So richtig und wichtig die Kritik einer zunehmenden technokratischen Verwaltung von Menschen ist, bedeutet die Verengung allein auf die administrative und zweckgebundene Funktion von Technologien langfristig eine Verkürzung. Aus heutiger Sicht ist dieser kultur- und technikpessimistische Blick auf Vernunft nicht ganz unproblematisch, denn damit wird ein ›mündiger‹ Umgang mit Technik von vorneherein ausgeschlossen. Dies kann zu einer Aufwertung ›vormoderner‹ Verhältnisse führen, als es diese vermeintlich undurchsichtigen und komplizierten Technologien noch nicht gab, eine Ablehnung, die nicht zu einer fundierten Kritik an den Technologien führt oder ihrer Nutzung im Sinne des Menschen, sondern zu einem naiven ›Zurück zur Natur‹.

Horkheimer kritisiert also die Aufgabe einer menschlichen Vernunft, an deren Stelle eine rein formalisierte, durch Effektivität regulierte Vernunft tritt. Diese von Bettina Heintz (1993) als *Herrschaft der Regel* zusammengefasste Erklärung verweist auf die Implementierung einer mathematischen Begründungstradition in die Logik der Kybernetik und die daraus hervorgegangenen Modelle künstlicher Intelligenz. Gleichzeitig sieht Heintz diese Denktradition auch in anderen Disziplinen verankert, in der Soziologie etwa wird die Mathematische Logik »unter dem Begriff der Rationalisierung diskutiert« (ebd., 11). An dieses Verständnis der instrumentellen Vernunft als formalisierte, technisierte Vernunft knüpft der Informatiker Joseph Weizenbaum (1923–2008) an. Weizenbaums Verwendung der instrumentellen Vernunft möchte ich im Folgenden kurz vorstellen, um sie später, in Kapitel 5, aktualisiert um die Entwicklungen in der Informatik wie den computergestützten Neurowissenschaften der letzten 20 Jahre, zu einer

Mathematisierung der Wahrnehmung weiterzuentwickeln. Weizenbaum, der sich in den 1970er-Jahren in der Informatik und insbesondere in der künstlichen Intelligenz einen Namen gemacht hatte, sollte sich später zu einem ihrer größten und angesehensten Kritiker aufschwingen. Bekannt wurde er durch das von ihm erdachte und programmierte Sprachanalyseprogramm ELIZA. Das 1966 veröffentliche Computerprogramm ELIZA kann natürliche Sprache verarbeiten und somit ein Gespräch im Sinne des Turing-Tests simulieren. Die ELIZA-Variante *Doctor* zeigt das eindrücklich anhand der Simulation eines Therapeut*innengesprächs: Nach der eingangs gestellten Frage »Wie geht es Ihnen?« greift das Sprachprogramm Teile aus den Antworten der Patient*innen heraus, um weitere Fragen zu stellen und das Gegenüber dazu zu bringen, über sich zu reden. Weizenbaum war sehr überrascht von ELIZAs Erfolg. Denn nicht nur dass ELIZA zu dieser Zeit den Turing-Test bestand, das heißt, dass das Gespräch so gut simuliert wurde, dass das Gegenüber davon ausging, mit einem Menschen zu kommunizieren. Es gibt auch das Gerücht, dass ein Informatikkollege Weizenbaums sich unsterblich in ELIZA verliebte. Bestürzt über die Leichtgläubigkeit der Menschen in Bezug auf technische Erneuerungen, wechselt Weizenbaum die Seiten und wird daraufhin einer der schärfsten Kritiker künstlicher Intelligenz. Weizenbaum plädiert für einen »rationalen Einsatz der Naturwissenschaft und Technik, nicht für deren Mystifikation und erst recht nicht für deren Preisgabe. Ich fordere die Einführung eines ethischen Denkens in die naturwissenschaftliche Planung. Ich bekämpfe den Imperialismus der instrumentellen Vernunft, nicht die Vernunft an sich.« (Weizenbaum 1990, U4)

Parallel zu Horkheimers kritischer Analyse einer Zweiteilung und Instrumentalisierung subjektiver, zweckmäßiger Vernunft kritisiert Weizenbaum eine technische Zwangsläufigkeit bei der Definition und Verwendung von ›Intelligenz‹ in der Informatik und den Kognitionswissenschaften. Nicht die alleinige Anwesenheit von Technologien und Computern selbst sieht er als Angriff auf die ›menschliche Vernunft‹, sondern die Art und Weise, wie diese um- und eingesetzt wird. Weizenbaum zeigt am Beispiel der Astrologie und der Wettervorhersage auch die Vorteile einer Automatisierung der Datenanalyse. Er verweist hierbei auf die hilfreiche Erweiterung von zu bewältigenden Rechenoptionen, die durch den Computer um ein Vielfaches angestiegen ist. Gleichzeitig muss die spezifische mathematische Reduktion von Komplexität, die es braucht, um Berechnungen anzustellen und die physische Welt in die symbolische Welt des Computers zu übertragen, immer wieder aufgezeigt

werden. Für Weizenbaum ist die technische Zwangsläufigkeit eingebettet in ein viel größeres Problem: die Versprechen der Naturwissenschaften, die den Menschen den Glauben an seine Übermacht über die Natur zusicherten (vgl. Weizenbaum 1990, 338). Generell ist Intelligenz, ob artifizielle oder menschliche, für sich genommen ein sinnloser Begriff. Intelligenz braucht einen Kontext, einen Bezugsrahmen, innerhalb dessen er etwas erklären soll. Als einfache Setzung ist »künstliche Intelligenz« ein verharmlosender und vereinfachender Begriff, denn ohne den Bezugsrahmen zu klären und zu erläutern, was genau hier mit Intelligenz gemeint ist, wird künstliche Intelligenz mit menschlicher, heißt ›natürlicher‹ Intelligenz gleich oder zumindest in Beziehung gesetzt. Darüber definiert sich auch, was beim Menschen als Intelligenz angesehen wird und was nicht.[3] Ein Grund für diese Analogie ist, wie in Kapitel 2 ausführlich beschrieben, dass intelligentes Verhalten des Menschen auf Rechenoperationen reduziert wird und Gehirnprozesse auf informationsverarbeitende Abläufe und mathematische Berechnungsmodalitäten komplexer Systeme. Künstliche Intelligenz wiederum ist genau das: ein informationsverarbeitendes Programm, das – hier setzt Weizenbaum KI mit instrumenteller Vernunft gleich – zwar auf stochastischer Grundlage Entscheidungen trifft, aber nicht wählen kann und somit keine Wahl hat (vgl. ebd., 338).

Joseph Weizenbaums Einschätzung, ebenso wie die anderer Kritiker*innen der ersten großen KI-Welle war, dass es Bereiche des Denkens gibt, die nicht auf diese Art zu formalisieren sind. Ihre Kritik an mechanisch-mathematischer Intuition wird in der gegenwärtigen Welle künstlicher Intelligenz mit einem Taschenspielertrick demontiert: Nicht mehr die Maschine dient als Abbild für die Funktionsweise des Gehirns, sondern das Gehirn und Modelle neuronaler Netzwerke stehen Pate für die Maschine. Die Maschine soll keine mehr sein, sondern wird als ›intelligent‹ bestimmt und somit dem Menschen ebenbürtig. Die organischen Abläufe der neuronalen Netze des Gehirns dienen heute als Vorbild für künstliche Neuronale Netze, basierend auf der sukzessiven Zurichtung unter die Richtlinien mathematisch-statistisch berechenbarer Abläufe. Die Erhebung des menschlichen Gehirns als Vorbild für

3 Der Intelligenzbegriff in der KI wird selten angezweifelt, obschon gerade ›Intelligenz‹ als wissenschaftlicher Untersuchungsgegenstand eine lange Diskriminierungsgeschichte hat: Über viele Jahrhunderte und eigentlich bis heute wurde, basierend auf wissenschaftlichen Erkenntnissen, bestimmten Gruppen die Fähigkeit zur Intelligenz abgesprochen (vgl. Firmin 1885; Gould 1996; Shields 1982; Staub 2018).

künstliche Neuronale Netzwerkalgorithmen ist größtenteils der unvorteilhaften Verallgemeinerung hochspezialisierter Neuronenmodelle geschuldet, wie sie in diesem Kapitel vorgestellt wurden. Eine Rolle spielt auch die Rhetorik der Technikentwicklung, ein Bereich, der besonders von den Vorzügen der Deep-Learning- Algorithmen profitiert, ebenso wie von der ›neuronalen‹ Ebenbürtigkeit von Mensch und Software. Durch diese Umkehrung von Vorbild und Abbild wird vor allem aber die mathematische und technische Verfasstheit künstlicher neuronaler Netze verschleiert, was dazu führt, dass ihre mathematisch argumentierende Verfahrensweise essenzialisiert wird. Die ist nicht etwa deswegen problematisch, weil wir damit auf ein »›morphologisches Schicksal‹ verzichten oder die uns vorgesehene Leistungsgrenze transzendierten, sondern weil wir die Selbstverwandlung unseren Geräten zuliebe durchführen, weil wir diese zum Modell unserer Alterierungen machen; also auf uns selbst als Maßstab verzichten und damit unsere Freiheit einschränken oder aufgeben« (Anders 1980, 46f.). Die mittels der Verwendung von Zahlen und einer Mathematischen Logik behauptete Objektivität macht die daraus gewonnenen wissenschaftlichen Hypothesen mitnichten wertfrei. Ein weiterer Effekt ist, dass die mathematisch-technisch behauptete Objektivität und Wertneutralität den Menschen aus dem Kreislauf der Erkenntnisproduktion ausschließt (s. hierzu Kap. 4).

Am Ende warnt uns Weizenbaum vor einem »Imperialismus der instrumentellen Vernunft« als falsch verstandenem Rationalismus, der sich als »Befreiungsschlag gegen das mystische Denken, die Religion, und so mächtige Illusionen wie Würde und Freiheit« (1990, 340) geriert. Das Informationszeitalter und der Computer mit seiner universellen Sprache werden zusammen mit dem Internet zur lange erträumten umfassenden Enzyklopädie, sie bringen den vermeintlichen Sieg über die Unwissenheit. Für Weizenbaum zeigt sich hier ein »neuer Konformismus, der uns erlaubt, alles was gesagt werden kann, in den funktionalen Sprachen der instrumentellen Vernunft zu sagen, uns aber verbietet, uns auf das zu beziehen, was Ionesco die lebendige Wahrheit genannt hat« (ebd., 340).

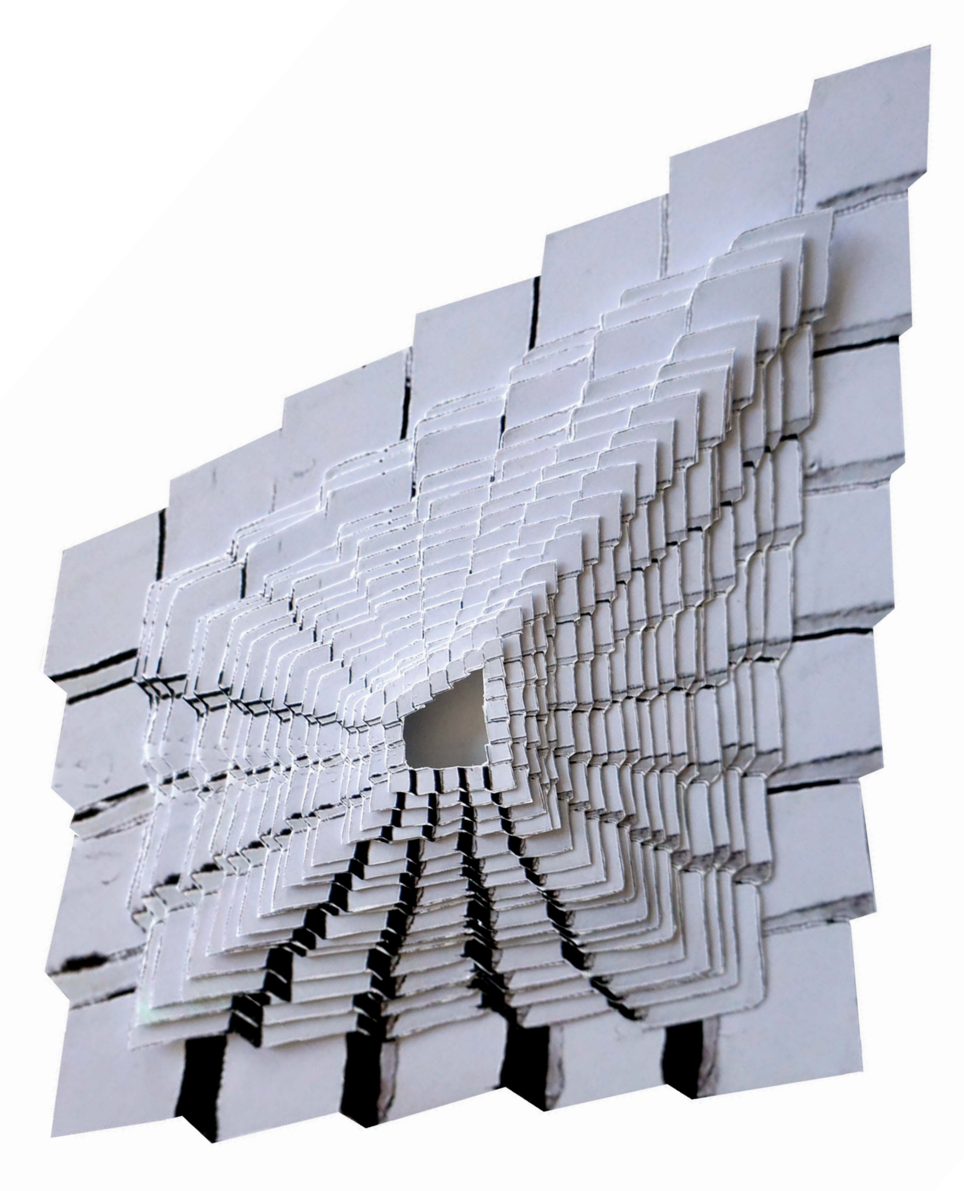
Die Arbeit der Computational Neurosciences besteht darin, mathematische Modelle für neuronale Abläufe zu ersinnen. In diesem Sinne sind auch die aus diesem Bereich vorgestellten Neuronenmodelle, die auf mathematisch-stochastischen Grundannahmen beruhen, zu verstehen. Auch wenn die Mensch-Maschine-Allegorie in den neueren Neuronenmodellen nicht mehr aktiv angerufen wird, wie noch in den kybernetischen Neuronenmodellen, ist sie durch die Verwendung formal-mathematischer Operationen auch in

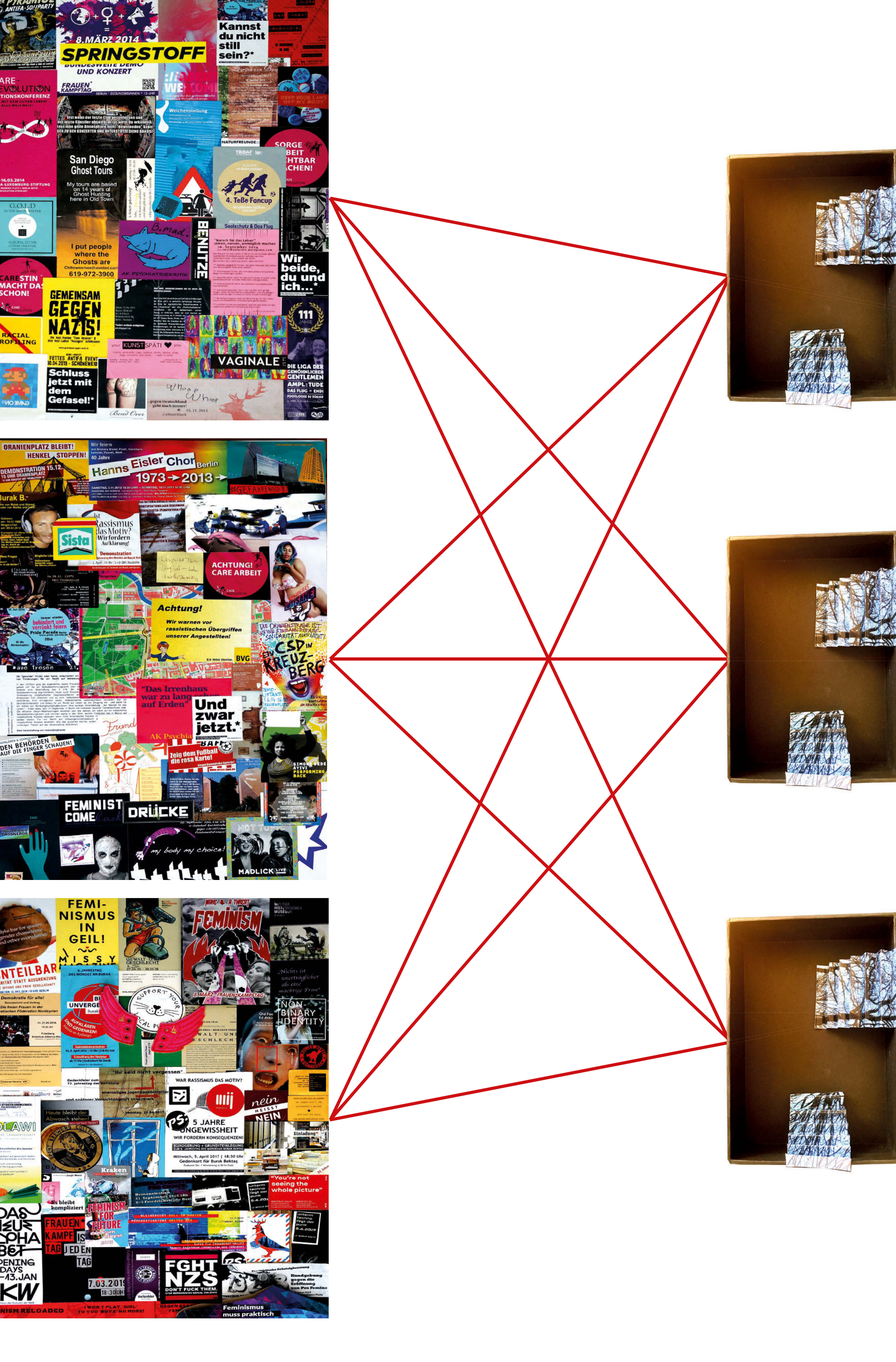
den aktuellen Neuronenmodellen nach wie vor immanent. Formal-mathematische und statistische Bedingungen sind in die Logik der Entscheidungsstrukturen neuronaler Netze implementiert und rufen somit gleichfalls eine technisch-mathematisch begründete rationalisierte Vernunft auf. Weizenbaums Kritik an der Instrumentalisierung künstlicher Intelligenz ist nicht nur höchst zeitgemäß, sondern hat sich durch ihre Verbreitung weiter zugespitzt. Gerade die Abkehr von Mensch-Maschine-Vergleichen in den Neuronenmodellen hin zu einer vermeintlich ›natürlichen‹ Abbildung neuronaler Prozesse hat zum einen zu ihrem weitreichenden Erfolg geführt und zum anderen für viel Verwirrung gesorgt. Denn die Modelle, die die Natur, die neuronalen Netzwerke selbst, mithilfe mathematischer Gesetze und Gesetzmäßigkeiten zum Sprechen bringen will, machen all die mathematisch-statischen wie erkenntnistheoretischen Vorannahmen, die in diese Prozesse eingeflossen sind, unsichtbar. Dies hat zu einer Essenzialisierung neuronaler Erklärungsmodelle geführt, die die instrumentelle Vernunft beziehungsweise ihre Schwester, die mathematisch begründete Vernunft in die Erklärungsmodelle neuronaler Prozesse selbst eingelagert haben und damit instrumentelle Vernunft als Funktionsweise des menschlichen Denkens selbst ausweist. Mathematisch begründete Vernunft, das soll in den nächsten Kapiteln gezeigt werden, basiert auf einer konkreten Zurichtung von Entscheidungsfindung. Aus diesem Grund war das Unterfangen dieses Buches, den mathematischen und statistischen Bedingungen nachzuspüren, die in die Modelle eingeflossen sind und die in einer Mathematisierung der Wahrnehmung gründen. Die Mathematisierung der Wahrnehmung knüpft an die Kritik der instrumentellen Vernunft an und erweitert sie um die epistemischen Veränderungen, die in den letzten Jahren zu beobachten sind.

Abbildung 1
Unendlichkeit in Zeiten seiner technischen Reproduzierbarkeit.



Abbildung 2
Die unendlich unmögliche Treppe. Ein Treppenwitz der Geschichte.




8.MÄRZ 2014
SPRINGSTOFF
BUNDESWEITE DEMO UND KONZERT
FRAUEN* KAMPFTAG
Kannst du nicht still sein?*
San Diego Ghost Tours
My tours are based on 14 years of Ghost Hunting here in Old Town
I put people where the Ghosts are
619-972-3900
AK PSYCHIATRIEKRITIK
BENUTZE
SORGE
Wir beide, du und ich...*
GEMEINSAM GEGEN NAZIS!
VAGINALE
Schluss jetzt mit dem Gefasel!*
RACIAL PROFILING
DIE LIGA DER GEWÖHNLICHEN GENTLEMEN
ORANIENPLATZ BLEIBT!
HENKEL STOPPEN!
Hanns Eisler Chor Berlin
1973 → 2013 →
Sista
Rassismus das Motiv? Wir fordern Aufklärung!
ACHTUNG! CARE ARBEIT
Achtung!
Wir warnen vor rassistischen Übergriffen unserer Angestellten!
BVG
CSD in KREUZBERG
"Das Irrenhaus war zu lang auf Erden"
Und zwar jetzt.*
Zeig dem Fußball die rosa Karte!
FEMINIST COME back
DRÜCKE
my body my choice!
MADLICK
FEMI-NISMUS IN GEIL!
MISSY
FEMINISM
8. MÄRZ FRAUEN*KAMPFTAG
NON-BINARY IDENTITY
WAR RASSISMUS DAS MOTIV?
5 JAHRE UNGEWISSHEIT
WIR FORDERN KONSEQUENZEN!
nein HEISST NEIN
"You're not seeing the whole picture"
FEMINISM FOR FUTURE
FRAUEN* KAMPF TAG
FGHT NZS
Feminismus muss praktisch

Sie werden vielleicht mit mir darüber übereinstimmen, dass es kaum möglich ist, sich Unendlichkeit vorzustellen. Auch konnte Unendlichkeit bisher noch nirgends beobachtet werden. Aber dennoch bleibt beides unvorstellbar: Unendlichkeit genauso wie der Umstand, das Universum sei nicht unendlich, denn was sollte daneben noch existieren, ausser dieser unendliche Behälter für viele, viele, sehr viele Sonnensysteme, Sonnen, Planeten und schwarze Löcher und weiße Zwerginnen? Menschen aber sind keineswegs in der Lage, Unendlichkeit zu begreifen. Dieser Umstand fiel mir bereits als junges Mädchen auf, wenn ich versuchte mir vorzustellen, das Universum sei unendlich. Ohne Ränder und ohne jegliche Begrenzungen, dass es immer weiter geht und dann noch weiter. Diese Überlegungen zauberten mir stets einen leichten Schauer über den Rücken.

Bei mir führt das Nachdenken über Unendlichkeit dazu, dass ich das Gefühl bekomme, nicht mehr in meinem Körper zu sein, beziehungsweise mich aufzulösen, ja nahezu verrückt zu werden. Ein ähnliches Gefühl habe ich, wenn ich über die Komplexität unseres Lebens nachzudenken versuche, die vielen Leben, die gleichzeitig auf dieser Erde stattfinden, die vielen Schicksale und schönen Momente, die nicht zählbaren Begegnungen und sozialen Interaktionen mir vorzustellen, die jede Sekunde passieren. Sich Unendlichkeit vorzustellen kommt einem Versuch des Bezwingens gleich, der immer in einem Kontrollverlust endet, der eintritt, wenn ich versuche, rational darüber nachzudenken. Ein dialektischer Moment des Denkens: der Versuch eines Mehr an Rationalität führt direkt zu Irrationalität in Reinform. Ein schmaler Grad, auch das eine Weisheit aus meinen Kindertagen: Genie und Wahnsinn liegen deswegen so nah beieinander, weil die eine Formel, die alles erklärt, nicht existiert, auch wenn wir noch so sehr nach ihr suchen, und dass der Moment, etwas zu erfassen und zu verstehen, immer mit dem nächsten Moment verbunden ist, in dem ein Verstehen sich nicht mehr in der gleichen Logik verfängt.

So what is missing?

Das Neue geschieht immer gegen die überwältigenden Chancen der Wahrscheinlichkeit; das Neue taucht deshalb in Gestalt eines Wunders auf - nicht als Teil einer Wahrscheinlichkeitsrechnung.
… und anstatt all den fatalistischen Philosophen und ihrer solipsistischen Gewissheit, dass das Leben nur ein mühsamer Weg zum Tod ist, hinterherzutrotteln, sollte im Anschluss an Hannah Arendt das Leben eher als endloser Strom an Geburten verstanden werden, das eine Vielzahl an Perspektiven hervorbringt.

Abbildung 3
Der mathematische Gottestrick: Das Ontische ontologisieren.

Kapitel 4: Von der Verdichtung im Labor zur Laboratisierung der Gesellschaft

Das Labor, so eine gängige Auffassung, ist der Ort, an dem naturwissenschaftliches Wissen produziert wird. Das populäre Bild von Laboren, in denen Wissenschaftler*innen bahnbrechende chemische, physikalische, medizinisch relevante Erkenntnisse über die Natur erlangen, ist tief in die gesellschaftliche Vorstellung von objektiver Wissensproduktion eingelassen. Ob diese Form der reinen Wissensproduktion, wie sie mit dem Labor assoziiert wird, so je wirklich existierte, soll hier nicht untersucht werden; auch nicht, wie es dazu kam, dass das Labor ein solch bestimmender Ort der Wissensproduktion wurde. In diesem Kapitel werden vielmehr die Objektivierungsschritte beschrieben, die das Labor als Chiffre einer ganz spezifischen Wissensproduktion und als Ort der Erkenntnisproduktion mit bestimmten Erkenntnismethoden etablierte. Durch die Übersetzung der Untersuchungsgegenstände in das Labor entwickelte sich zunächst eine spezifische Form der Erkenntnisproduktion. Dies führte, entgegen der angestrebten Entledigung des Subjektiven und des Sozialen, zu einer spezifischen Verdichtung von Gesellschaft durch soziale Erkenntnispraktiken. Die Mathematik selbst ist keine Laborwissenschaft in dem Sinne, sondern stellt als Strukturwissenschaft die Grundlagen für laborative Vermessungen, Bemessungen und Berechnungen. Die laborative Wissensgenerierung, ihre Subjekt-Objekt-Trennung, der Verlust eines ganzheitlichen Blicks auf Zusammenhänge, die spezifischen Bereinigungspraktiken, aber auch die vorgenommenen Reduktionen und Vereinfachungen werden seit Anfang des 20. Jahrhunderts von Wissenschaftstheoretiker*innen kritisch begleitet – wie etwa von Ludwik Fleck, Georges Canguilhem, Paul Rabinow, ab den 1970er-Jahren auch vermehrt durch Laborstudien etwa von Karin Knorr-Cetina, Bruno Latour und Steve Woolgar und vielen mehr. Diese Kritik am im Labor hervorgebrachten Wissen wurde zu unterschiedlichen Zeiten unterschiedlich aufgefasst beziehungsweise un-

terschiedlich stark in gesellschaftliche Debatten aufgenommen und darin gespiegelt. Die Kritik an der Untersuchung rein linearer Prozesse in den 1940er- und 1950er-Jahren führte zum Beispiel zu einer Erweiterung mathematischer Modelle und Konzepte (s. Kap. 2), hatte aber auch Auswirkungen auf die Untersuchungen im Labor, unter anderem durch die stärkere Einbindung mathematischer Berechnungen in laborative Experimentalanordnungen. Mit der Verbreitung des Computers wird das Labor abgelöst, seine intrinsischen, wissensgenerierenden Praktiken werden in die Gesellschaft selbst verlagert. Im Anschluss daran werde ich die These einer *Laboratisierung der Gesellschaft* entfalten und diese am Beispiel der ›fehlenden halben Sekunde‹ näher ausführen.

Dieses Buch wurde in der Zeit einer weltweiten Pandemie geschrieben. Eine Pandemie stellt einen Ausnahmezustand dar, zumindest stimmt das für meine Vergangenheit und die meiner Generation – hoffen wir, dass dies auch für die Zukunft zutrifft. Wir alle wurden Zeug*innen der Suche nach angemessenen Maßnahmen, Abwägungen zwischen der Eindämmung weiterer Infektionen, um Leben zu retten, und sozialen und gesellschaftlichen Lebensweisen, die ebenfalls für ein menschliches Dasein notwendig sind, und der ständigen Jagd nach dem richtigen Zeitpunkt für die passenden Maßnahmen. Die Notwendigkeit während einer Pandemie, Aushandlungsprozesse schnell und effizient innerhalb einer großen Gemeinschaft mit unterschiedlichen Interessen zu führen, wurde als ein großes Experiment beschrieben, die Gesellschaft würde zum Reagenzglas, Wissenschaft und die Politik rückten zur Bestimmung geeigneter Maßnahmen stärker zusammen. Zweifelsohne hat sich die Pandemie als Katalysator erwiesen für das, was mit einer Laboratisierung der Gesellschaft eingefangen werden soll. Der Fokus meiner Untersuchung richtet sich dennoch nicht auf den pandemiebedingten Ausnahmezustand, sondern auf eine allgegenwärtige und dauerhafte Übertragung einer instrumentellen Vernunft, mehr noch einer *Mathematisierung von Wahrnehmung* in unseren Alltag, implementiert in die erkenntnisproduzierenden alltäglichen Technologien.

1 Das Labor als spezifischer Ort der Erkenntnisproduktion

Im vorherigen Kapitel wurde der Erfolg einer instrumentellen Vernunft beschrieben, die im Zusammenhang mit einer Verallgemeinerung und Expansion originärer »Überzeugungs- und Rationalisierungstechniken« (Knorr-Ce-

tina 2002, 176) steht und über das wissenschaftliche Labor in andere Bereiche gesellschaftlicher Aushandlungen, Debatten und Praktiken hinausragt. Diese anfänglich für das Labor entwickelten erkenntnisproduzierenden Praktiken und Technologien führten zunächst zu einer »Verdichtung von Gesellschaft im Labor« (Knorr-Cetina 1988), die von dort, durch die Implementierung dieser spezifischen »epistemischen Strategien« (Knorr-Cetina 2002, 105) in automatisierte Abläufe und Computer, aus dem Labor heraus in die Gesellschaft getragen wurden und zu einer *Laboratisierung der Gesellschaft* führten. Diesen Prozess möchte ich nun in aller Kürze nachzeichnen und erklären, warum er für das Verständnis computergestützter Neurowissenschaften im Allgemeinen und für die Computational Neurosciences im Besonderen wichtig ist. Dabei geht es mir nicht darum, die Begrifflichkeiten, die in und für das Labor entwickelt wurden, auf soziale und gesellschaftliche Praktiken zu übertragen. Die Laboratisierung der Gesellschaft, so das Argument, ist vielmehr die notwendige Folge einer sich durchsetzenden Mathematischen Logik, die als spezifische Form des Formalisierens und Beweisführens in digitale Technologien eingeschrieben ist und damit grundlegend für einen Großteil gegenwärtiger Erkenntnisproduktion wird. In den 1970er- und 1980er-Jahren kamen die ersten kritischen Laborstudien auf, die ein größeres Verständnis von den Wissenspraktiken in den Laboren schaffen wollten (Latour/Woolgar 1979; Knorr-Cetina 1981; Lynch 1985; Traweek 1988). Teilnehmende Laborstudien, wie die von Karin Knorr-Cetina, ebenso wie die wohl erfolgreichste Studie *Laboratory Life*, die Ende der 1970er-Jahre von Bruno Latour und Steve Woolgar durchgeführt wurde, nahmen erstmals alltägliche laborativ-wissenschaftliche Praktiken in den Blick. Hierfür wurden die vielfachen Übersetzungsleistungen in den Blick genommen, mit denen die Komplexität der Welt, in Form von Untersuchungsmethoden, laborative Wissensobjekte hervorbrachten. Das Labor selbst, die Wissenschaftler*innen und das dort generierte Wissen wurden durch die Laborstudien in gesellschaftliche Diskussionen und Debatten sowie als Teil sozialer Praktiken eingebunden.[1] Erkenntnisproduktion wurde zu einem Beruf, den man ausführte, und das Labor zum Ort der Erkenntnisproduktion mit ihm ganz eigenen Mitteln und Ordnungsweisen. Die für

---

1 Der Titel eines 1980 publizierten Artikels von Knorr-Cetina *Fabrikation von Wissen. Versuch zu einem gesellschaftlich relativierten Wissensbegriff* zeugt von dem Wunsch, die Sonderstellung des Labors einzuhegen und die Black-Box-Labore zu öffnen und als ganz normale Arbeitsorte, gleich einer Fabrik, mit ganz normalen Werktätigen zu beschreiben. Das 1984 erschienene Buch *Fabrikation von Erkenntnis* ebenso.

die Übertragung ins Labor vorgenommenen »Vereinfachungsprozesse [sind] zwangsläufig [das] historische Produkt eines Reinigungsprozesses« (Rheinberger 2006, 25f.) und begründen den Mythos von naturwissenschaftlichem Wissen. Das Labor zeichnet sich dadurch aus, dass die untersuchten Objekte ihrem Kontext entzogen und bereinigt wurden, gleichzeitig können andere Eigenschaften des Objekts im Laborkontext bedeutungsvoller werden als im alltäglichen Umgang mit ihnen (vgl. Fitsch 2014, 41). Spezifisch für die Wissensproduktion im Labor ist der Aufbau von *Experimentalsystemen* und die Hervorbringung *epistemischer Dinge* (Rheinberger 2006). *Epistemische Dinge* sind »Dinge, in denen Begriffe verkörpert sind« (ebd., 16). Indem das Experimentalsystem nicht einfach nur Bekanntes repliziert,

> sondern […] variiert, spannt das Experimentalsystem einen Darstellungsraum auf, in dem das Neue seine materiellen Spuren hinterlassen kann. Es sind diese materiellen Spuren, welche zum wissenschaftlichen Objekt werden und als epistemisches Ding – als Ding, dem das Erkenntnisinteresse der WissenschaftlerInnen gilt – Bedeutung erhalten. (Hall 2014, 222)

Die zu untersuchenden Prozesse werden isoliert, fragmentiert und miniaturisiert, um sie ins Labor zu übertragen, sichtbar werden zu lassen und ihrer habhaft zu werden. Die Loslösung der Untersuchungsgegenstände aus ihrer ›natürlichen‹ Umwelt benötigt eine Reihe an Übersetzungsarbeiten und sozialen Praxen, die die zu untersuchenden Phänomene verdichten und sogenannte »*immutable mobiles*« (Latour 1990, 27) erzeugen. Um beispielsweise die Sonne im Labor untersuchen zu können, muss sie zunächst ausgemessen und anhand der Daten ihrer physikalischen Größe ins Labor übertragen werden. Dies kann nur durch Komplexitätsreduktion umgesetzt werden, eine davon ist die Übersetzung in das dreiachsige (x, y, z) System der Linearperspektive, in dem die Objekte auf zweidimensionale Sichtbarmachungen reduziert werden können (vgl. Fitsch 2014). Der ästhetische Möglichkeitsraum der *immutable mobiles* ist die Linearperspektive, sie gibt die Geometrie vor, mit der die ins Labor übertragenen Stellvertreter des Objekts ein Bündnis eingehen, sie fusionieren mit geometrischen Skalen (vgl. Latour 1990, 46).

> [T]he two-dimensional character of inscriptions allow them *to merge with geometry.* […] The result is that we can work on paper with rulers and numbers, but still manipulate three-dimensional objects ›out there‹. […] You can not measure the sun, but you can measure the photograph of the sun with the ruler. Then the number of centimeters can easily migrate

> through different scales, and provide solar masses for completely different objects. (Latour 1990, 46; Hervorh. im Orig.)

Die ins Labor übergegangenen Objekte werden zu zweidimensionalen, transportierbaren, reproduzierbaren *immutable mobiles*, die leicht in andere Maßstäbe übergehen können und deren gemessene physikalische Größe auf andere Objekte übertragen und zum Vergleich herangezogen werden können (vgl. ebd., 27). Damit werden die Inskriptionen untereinander kombinierbar. Das macht sie in sich unveränderlich, in ihrer Form aber mobil einsetzbar, inner- und außerhalb des Labors. Das Labor ist der Ort, an dem die für die moderne Erkenntnisproduktion notwendige Trennung von erkennendem Subjekt und zu erkennendem Objekt seine Anwendung und Durchsetzung fand. Laborobjekte werden durch Vereinfachungs- und Reinigungsprozesse, den Aufbau von Experimentalsystemen und Untersuchungsinstrumentarien sowie das Übertragen in die Logiken der Vermessung statistischer Bewertung, Interpretation und zukünftiger Einschätzungen erst hergestellt und beschreiben die spezifischen Erkenntnismethoden des Labors.

2 Das Soziale und die Verdichtung von Gesellschaft im Labor

Ausgehend von diesen ersten systematischen Laborstudien, spricht Knorr-Cetina über das Labor als Ort der *Verdichtung von Gesellschaft*. Mit Verdichtung hebt sie insbesondere den Stellenwert des Sozialen hervor, das in der gängigen Auffassung der Naturwissenschaften unbedingt aus den Erzeugungsverfahren von Wissen aus dem Labor herausgehalten werden soll. Nach Knorr-Cetina aber ist das Gegenteil der Fall, sie sieht das Labor als

> ein[en] *Ort der »Verdichtung« – und nicht etwa ein[en] Ort der »Verdünnung« und epistemischen Irrelevanz – von Gesellschaft.* […] Die Wissenschaften werden vom »Sozialen« nicht nur beeinträchtigt (kontaminiert oder infiltriert), sondern sie »bemächtigten« sich sozialer Praktiken als Instrumente der Erkenntnisfabrikation. Diese »*Bemächtigung*« ist unserer Auffassung nach an Laboratorisierungsprozesse gebunden – sie verstärkt sich mit dem Übergang von einer Wissenschaft zur Laborwissenschaft. (Knorr-Cetina 1988, 87; Hervorh. im Orig.)

Das Labor bestimmt sich durch eine Erzeugungslogik, an der, anders als noch in den sogenannten Feldwissenschaften, mithilfe einer Vielzahl von Instru-

mentarien und Messapparaten »irreale Gegenstände« (ebd.) geschaffen und etabliert werden. Diese Erzeugungslogik ergibt sich aus der Programmatik des Labors, Handlungsabläufe und Prozesse empirisch zu beobachten, denn dadurch sind sie »weniger darauf ausgerichtet, Wirklichkeit zu beschreiben als Wirklichkeit zu erzeugen (und dann zu beschreiben).« (Ebd.)

Entgegen der naturwissenschaftlichen Doktrin, das Labor als Ort zu etablieren, aus dem zum Zwecke objektiver Wissensproduktion das Subjekt und die Gesellschaft herausgehalten werden sollen, verdeutlicht Knorr-Cetina das Gegenteil: Soziale Praktiken und gesellschaftliche Bedingungen verdichten sich sogar im Labor. Über die ethnografisch inspirierte Beobachtung von Wissenschaftler*innen und ihren Praktiken im Labor sollte zweierlei gezeigt werden: dass Wissen im Labor nicht objektiv von einem neutralen Standpunkt ›out of nowhere‹ produziert wird, sondern stets in soziale Kontexte eingebunden ist, und dass in diesen Prozess überdies politische und ökonomische Interessen eingelagert sind.

Nicht nur Gesellschaft, auch Zeit und Zeitlichkeit werden im Labor verdichtet. Es brauchte einen neuen Zeitbegriff für den Siegeszug der Wahrscheinlichkeitsrechnung und Vorhersagbarkeit. Durch die Loslösung und Übertragung der Objekte ins Labor werden diese von ihren charakteristischen, physikalischen Bedingungen gelöst, unter anderem auch von ihrer spezifischen Zeitlichkeit. Der Mond kann auch am Tage und die Sonne bei Nacht untersucht werden, Neuronale Netzwerke brauchen keine Erfahrungswerte, keine Zeit mehr in dem Sinne, um zu wachsen und sich zu entwickeln, sondern Zeit wird relevant um die zeitliche Abfolge ihrer Feuerungsraten zu bestimmen. Das Phänomen der Beschleunigung, schreibt Helga Nowotny, ist unleugbar eine der weitreichendsten Begleiterscheinungen der Veränderungen, die Wissenschaft und Technik mit sich bringen (vgl. Nowotny 2016, 38). Hierhin kommen stete Wachstumsannahmen, wie etwa in den systemtheoretischen Ansätzen der Komplexität, und Beschleunigung natürlicher Wachstumsprozesse in Laborpraktiken zusammen: »Biotechnologische Verfahren übertreffen die tradierten Züchtungsmethoden in ungeahntem Ausmaß. Die Natur wird auf immer raffiniertere Weise überlistet, um sie schneller arbeiten zu lassen.« (Ebd., 41) Dabei ist die Beschleunigung nicht rein technischer Natur, noch bleibt sie aufs Labor oder auf die Verwendung von Technologien beschränkt. Auch soziale, kommunikative und kulturelle Bereiche werden beschleunigt. »Technologien sollen unser Leben erleichtern, indem sie Prozesse und Effizienz beschleunigen. Doch statt uns mehr Zeit zu geben, wird sie komprimiert und knapper.« (Nowotny 2016, 38) Die laborative

Verdichtung von Gesellschaft findet ihr Pendant in den beschleunigten und verdichteten Prozessen wissenschaftlicher Erkenntnisprozesse. Beschleunigte Zeitvorstellung und die Erwartung von Gleichzeitigkeit treten aus dem Labor heraus und werden durch Technologien in soziale und kulturelle Interaktionsformen getragen.

> Mit dem gigantischen Anwachsen elektronischer Datenmengen und verdichteter Netzwerke entsteht ein neues technologie-basiertes Angebot, um die Sehnsucht nach dem Augenblick zu befriedigen. […] Die technischen Bausteine dafür sind die Algorithmen, die die Verbindungen herstellen, aus denen die Eigenzeit fließt. (Ebd., 53)

3 Die Mathematik als Fundament der Erkenntnisproduktion im Labor, ohne selbst eine Laborwissenschaft zu sein

Die theoretische Mathematik ebenso wie die theoretische Informatik und die Disziplin der Logik sind keine Laborwissenschaften. Mathematik findet originär nicht im Labor statt; Mathematik bringt Fragestellungen in eine spezifische Form (in Gleichungen), sie formalisiert und axiomatisiert (stellt *a priori* feststehende Grundsätze auf), sie übersetzt Welt in eine ihr eigene Sprache der Symbole und beweist auf ihre Weise. Mathematiker*innen arbeiten »with many tools, including pencil and paper, and now computers« (Hacking 2014, 64).

Die Frage, was ist, was macht Mathematik, lässt sich nicht verallgemeinernd beantworten. Wittgenstein bringt es auf die Formel, dass Mathematik ein buntes Gemisch von Beweisen sei, Ian Hacking hat ein ganzes Buch dem Nachweis gewidmet, dass sich keine allgemeingültige Definition von Mathematik finden lässt. In Kapitel 1 konnte gezeigt werden, dass, erstens, die Mathematik und der Aufbau der Mathematischen Logik eng miteinander verwoben sind; zweitens, dass seit den Arbeiten von Leibniz die Regeln und Gesetzmäßigkeiten der Logik auf das menschliche Denken und die Funktionsweise neuronaler Prozesse übertragen werden; und drittens, dass zwischen den theoretischen Ausprägungen von Mathematik, Physik und Informatik und ihren anwendungsorientierten Bereichen, hier die experimentelle Mathematik, unterschieden werden muss (auch wenn diese wiederum epistemisch mit den theoretischen Überlegungen zusammenhängen). Die anwendungsorientierten Teildisziplinen der Mathematik spielen demnach eine wichtige Rolle

in der Hervorbringung der experimentellen Physik und der experimentellen Psychologie. Während sich die experimentellen Wissenschaften »außerhalb der Universitäten formierten, hatte die Mathematik als ›klassische Wissenschaft‹ (Kuhn 1976) eine universitäre Tradition« (Heintz 2000, 260). Die Mathematik lieferte ab dem 19. Jahrhundert dem Labor und dem Experimentieren vor allem im Bereich der Maßeinheiten und Messverfahren weitere wichtige Instrumentarien. Denn:

> Während die Messapparaturen in der Frühzeit der empirischen Wissenschaft fast immer Unikate waren, deren Zuverlässigkeit abhängig war von der Geschicklichkeit des Experimentors, war die Instrumentenentwicklung im 19. Jahrhundert auf Standardisierung ausgerichtet [...]. Damit wurde nicht nur »mechanische Objektivität« erzielt, sondern gleichzeitig auch die Kommunikation erleichtert, indem die Verfügbarkeit von solchermassen »objektivierten« Informationen Voraussetzung war für die Anwendung quantifizierender mathematischer Verfahren [...]. Die Entwicklung von replizierbaren Messapparaturen und die Festsetzung von Maßeinheiten und Messverfahren trug m.a.W. maßgeblich dazu bei, den wissenschaftlichen Austauch [sic!] auch über soziale und geographische Distanzen hinweg zu sichern (Daston 1995a; Schofer 1999). (Ebd., 258)

Die Mathematik bot dem Labor, neben einer universal gültigen, formalen Sprache, auch neue Übersetzungsmöglichkeiten der physikalischen Welt und nahm Standardisierungen vor, die es erlaubten, kontextunabhängige und allgemeingültige Aussagen zu treffen. »Ebenso wichtig wie die Standardisierung des Messvorganges war die Normierung der Kommunikation, d.h. die Entwicklung einer spezifisch wissenschaftlichen Sprache, die auf Eindeutigkeit und Präzision ausgerichtet ist.« (Ebd., 258) Durch Einführung klar festgelegter Abläufe im Labor sollte zum einen die Reproduktion der Ergebnisse und damit ihre Vergleichbarkeit garantiert werden. Gleichzeitig galt es, die an dem Prozess beteiligten Personen unkenntlich zu machen, um eine technisch-apparative Objektivität zu implementierten. »Indem Erfahrungen und Erkenntnisse in Form von Graphiken, Zahlen und Formeln zusammengefasst und komprimiert werden, werden sie kommunizierbar und gleichzeitig transportierbar.« (Ebd.) Diese mathematische Verdatung des Organischen macht aus den ins Labor übertragenen Phänomenen epistemische Objekte, die wiederum zum Ausgangspunkt weiterer Wissenserzeugung werden.

Das Wissen über Naturphänomene wird durch die Übersetzung ins Labor verallgemeinert, es wird beschleunigt und ortsungebunden. Anstelle der

Gebundenheit an die in der Natur vorkommenden Zeitabläufe sowie an die Spezifik bestimmter Beobachtungskontexte treten kontinuierliche Auswertungsprozesse weltweit verstreuter Wissenschaftler*innen, die an die elektronische Übertragung der gewonnenen Daten angeschlossen sind (vgl. Knorr-Cetina 1988, 88). Ab den 1990er-Jahren verändert und öffnet sich das Labor durch den Einsatz digitaler Verfahren und immer leistungsstärkerer Computer, die einen Großteil der Labortechnologien in sich vereinigen. »Die ›Technologien der Moderne‹ zeichnen sich vor allem durch Beschleunigungsschritte aus und erschaffen eine eigene Technosphäre.« (Scherer 2016, 18) Mit der Einführung des Computers vereinheitlicht sich diese Technosphäre mit einem ihr ganz eigenen Erkenntnisinteresse und entsprechender Beweisführung. Die Wahrscheinlichkeitstheorie und ihre in die Zukunft gerichtete vermeintliche Beweisführung einer auf wahr oder falsch basierenden Aussagenlogik ermöglichte Computermodelle und Simulationen, die, abgelöst von Experimenten und Erfahrungsdaten, eigene abgeschlossene Welten aus mathematischen Berechnungen und Logiken kreieren.

Die Mathematik stellt dem Labor wichtige Erkenntnis- und Objektivierungsparameter bereit, gilt selbst aber nicht als Laborwissenschaft. Mit dem Aufkommen des Computers und der technischen Verfügbarkeit formal-mathematischer Beweisführungen konnte sich die Wissensproduktion nach und nach aus den Laboren in die Gesellschaft verlagern. Computermodelle und Simulationen sind die neuen ›Orte‹ der Erkenntnisproduktion, Alltagstechnologien sowie alltägliche Praktiken dienen der Datengewinnung, aus denen wiederum weiterführende Erkenntnisse abgeleitet werden. Die These einer *Laboratisierung der Gesellschaft* fängt den Wandel, der sich in der Wissensproduktion beobachten lässt, ein, im Zuge dessen alles und jede*r zum Untersuchungsgegenstand wird.

4 Aus dem Labor in die Gesellschaft. Kritik an und Veränderung im Labor

Kritische Auseinandersetzungen am und im Labor und seinen Wissenspraktiken sind vielfältig und können an dieser Stelle nicht in aller Ausführlichkeit aufgeführt werden. Auch finden sie auf verschiedenen Ebenen statt, verweisen auf verschiedene »Denkkollektive« der jeweiligen Disziplin mit je eigenem »Denkstil« (Fleck 1980) oder werden von außen herangetragen. Ich konzentriere mich im Weiteren auf die Entwicklungen und Veränderungen, die die

Laborwissenschaften in den letzten 50 Jahren durchschritten haben, um am Ende nicht von ihrem Verschwinden zu erzählen, sondern von ihrer Expansion und Transformation einer spezifischen Erkenntnisproduktion und deren Verschmelzung mit Alltagspraktiken und Alltagswissen. Konkrete Effekte laborativer Praktiken, das, was aus dem Labor wieder herauskommt, wie die Analogie von Mensch/Maschine, die Trennung von Körper und Geist, die Etablierung eines abgetrennten Gehirnsystems, und generell die epistemisch schwerwiegende Trennung von Subjekt und Objekt finden in gegenwärtigen Theorien und Forschungen wieder stärker zusammen, allerdings unter der Prämisse ihrer vorherigen Teilung und Mathematisierung.

In den meisten Laborstudien liegt der Fokus der Untersuchung auf dem, was in das Labor Eingang findet, beziehungsweise darauf, was im Labor passiert. Das Labor entwickelt, wie bereits beschrieben, spezifische Objektivierungs- und Subjektivierungsweisen, nimmt *Agential Cuts* (Barad 2007) vor, aus denen abgrenzbare und zur weiteren Untersuchung handhabbar gemachte Objekte hervorgehen. »Cuts are agentially enacted not by willful individuals but by the larger material arrangement of which ›we‹ are a ›part‹« (Barad 2007, 178). Die aus dem Kontext entnommenen Umwelt- und Alltagsphänomene werden im Labor zu eigenständig argumentierenden *epistemischen Dingen* (Rheinberger 1992), die wiederum nicht im Labor verbleiben, sondern in gesellschaftliche Diskussionen und Alltagspraxen rückübersetzt werden und in gesellschaftliche Debatten zurückwirken. Das Gehirn wird durch diese laborative Verdatung des Organischen in einen konsistenten, endlos reproduzierbaren und transportierbaren Datensatz transformiert: »This visual imaginary has been one pathway along which neuroscience has been able to move out of the laboratory and into the territory of everyday life, and to play a role in the management of normal and problematic conduct.« (Rose/Abi-Rached 2013, 55)

Das im Labor gewonnene Wissen gerät auch von anderer Seite in Bedrängnis, die maschinell und immer stärker am Computer ausgerichteten Auffassungen menschlicher Kognitionsprozesse sind durch die Erweiterungen systemtheoretischer Ansätze, etwa durch Konzepte der Selbstorganisation und Komplexitätstheorie, einer mathematischen prozessorientierten Verfasstheit angepasst. Ein neuer Komplexitätsanspruch wird nicht nur an neuronale Prozesse angelegt, alle im Labor untersuchten Prozesse unterliegen diesen neuen Modellen. Dieser neue Anspruch, komplexe Systeme in mathematische Sprache zu formalisieren, um sie dann modellieren, simulieren, ergo gestalten zu können, bringt neue Methoden hervor (oder *vice versa*), die das

Labor als Ort der experimentellen Datenproduktion nicht mehr benötigen. Ihre Anwendung ist vor allem auf theoretische Aushandlungen mathematischer Logiken und rechenstarker Computer angewiesen.

Gleichzeitig wird in den nun nicht mehr als linear gedachten, sondern als komplexe Systeme modellierten Verarbeitungsmechanismen der Kognitionswissenschaft, den Modellen der neuronalen Netze in der KI-Forschung ebenso wie in den Computational Neurosciences die durch theoretische und experimentelle Zugänge entstandene Vorstellung des Gehirns als abgeschlossenes, vom Körper abgetrenntes System weiterhin aufrechterhalten. Wahrnehmung und Kognition »wurde[n] folglich als Geschehen gedeutet, das im ›Inneren‹ eines isolierten Subjekts stattfindet, dem ein ›Außen‹ [in Form von Repräsentationen], die Welt, gegenübersteht« (Becker/Weber 2005, 221). Es ist insbesondere diese konzeptionelle Trennung der Gehirn- und Wahrnehmungsprozesse vom Rest des Körpers, die in der Kognitionswissenschaft, den Computational Neurosciences und allen anderen Unterdisziplinen, die mit stochastischen Methoden und Computermodellen forschen, bis heute perpetuiert wird.[2] Die Unterwerfung des Gehirns unter die Prämissen der Mathematischen Logik im Labor brachte den Untersuchungsgegenstand ›Gehirn‹ sowie die Untersuchung ›kognitiver Prozesse‹ erst hervor. Heute wird das Gehirn weiterhin als abgeschlossenes System (unter vielen Systemen) imaginiert und hat sich als Basis in den Computermodellen und Simulationen etabliert. Dafür muss das menschliche Gehirn praktisch nicht mehr im Labor experimentell vermessen und verdatet werden, da auf bereits ermittelte und gemittelte Daten zurückgegriffen werden kann. Gleichzeitig werden anhand der schon erfassten Daten Computermodelle und Simulationen entwickelt, oder entwickelte Mustererkennungsalgorithmen können über diese Daten laufen. Damit wird das Labor nicht obsolet, sondern verändert sich: Die Erkenntnisproduktion löst sich von gegenständlichen, singulär zugeschnittenen Experimentalsystemen und beginnt, sich in seine epistemischen Komponenten aufzulösen, transformiert und verbindet sich und fängt an zu ›wabern‹ (vgl. Siegert 2003, 242). In dieser einerseits epistemischen Standardisierung der Daten durch

2 In den Kognitionswissenschaften wurde, ausgehend von der Kritik an dieser formalisierten Trennung, das 4E-Konzept entwickelt, das diese Loslösung des wahrnehmenden/erlebenden Gehirns (*mind*) vom Rest des Körpers und seiner Umwelt vergeblich zu überwinden sucht. In den 4E-Modellen wird »mind« als *embodied*, *embedded*, *extanded* und *enacted* konzeptualisiert.

mathematische Modelle und ihrer gleichzeitigen Verzahnung (neurowissenschaftlicher Art) in und durch Computermodelle und Simulationen, in Big-Data-Studien und in stochastischen Prozessberechnungen der Computational Neurosciences geht die Forschung über in eine »cyber-science« (Beaulieu 2001, 636). Diese Entwicklung ist vor allem dem explosionsartigen Anwachsen von Datenmaterial geschuldet, das förmlich zu einer Krise in den Neurowissenschaften geführt hatte:

> The solution to this crisis was neuroinformatics – using computing technologies to store and manage »the exploding information which kept the sub-fields of neurosciences from working together« (Beaulieu 2001, 641). The problem of laboratories all over the world collecting data from different strains of different species, using different tools and technologies, and annotating and storing this data in different ways was and is still posited as a technical problem for which there is a technical solution. (Mahfoud 2018, 181)

Eine Cyber-Neurowissenschaft benötigt auch eine ihr eigene Erkenntnistheorie, die darauf ausgerichtet ist, Modelle für verfügbare Bildgebungsdaten des Gehirns zu erstellen, aber auch zwischen Datensätzen aus völlig unterschiedlichen Bereichen und Kontexten zu vermitteln, um Beziehungsmuster aufzudecken. Durch die Überschneidungen von Alltags- und Erkenntnistechnologien in den *cyber-sciences* und deren theoretische Verallgemeinerungen von Konzepten wie ›Systemen‹ und ›Neuronalen Netzwerken‹ sickern laborative in gesellschaftliche Praktiken ein.

Das naturwissenschaftliche Labor als abgespaltener Ort der Erkenntnisproduktion passt nicht mehr zu den wissenschaftlichen Anforderungen, die systemtheoretische Theorien veranschlagen. Komplexe Systeme und Neuronale Netzwerke versprechen, den Menschen in seiner alltäglichen Umgebung, eingebettet und situiert in – und in Interaktion mit – der Welt und anderen Systemen/Netzwerken, darstellen zu können. Computermodelle und Simulationen verwenden nicht nur symbolische Übersetzungen von Welt, sie produzieren auch eigene Eigenschaften einer physikalischen Welt. Diese mathematischen, virtuellen Realitäten sind rein selbstbezüglich, sie rekurrieren nur auf sich selbst, auf ihre programmatische Kausalmatrix. Darin werden auch die kognitiven Prozesse des Menschen selbstbezüglich, da die Welt in der Vorstellung abgeschlossener, rekursiver Systeme immer schon Teil ihrer selbst ist und nur aufgerufen werden muss. Unter diesem Aspekt der Verschmelzung

von Wahrnehmungswelten müssen auch Kommunikationstechnologien verstanden werden:

> Im Zuge der Reinterpretation des Körpers im Zeitalter der Technoscience wird dieser zunehmend als dynamisch, als strategisches System und als Feld von Differenzen verstanden. […] Damit einher geht auch die Annahme, dass sich ehedem unterstellte, klare Trennungen zwischen Organismus und Umwelt nicht länger aufrechterhalten ließen. (Becker/Weber 2005, 226)

Diese Reinterpretation des Körpers als dynamisch agierendes Netzwerk stellt einen Effekt seiner Verdatung und Operationalisierung und letztlich vor allem seiner Mathematisierbarkeit unter die Prämissen komplexer Systeme dar. Aus diesen neuen verfeinerten Labortechnologien (im Sinne von Techniken und Praktiken) gehen neu entworfene Netzwerkkörper hervor, die sich aus der »systematisierte[n] Form des Herumbastelns und Kombinierens von kleinen Entitäten nach dem bottom-up-Prinzip [entwickeln], das angeblich der Natur abgeschaut wurde« (ebd., 229). Dieses bringt die Logik der Wahrscheinlichkeitsrechnung mit sich, denn die Probabilistik sucht nicht mehr nach exakten Ergebnissen in reproduzierbaren Studien, sondern nach allgemeinen Gesetzmäßigkeiten, heißt Annäherungen ihres wahrscheinlichen Eintretens. Hierdurch

> sollen bessere Lösungsmöglichkeiten »bereitgestellt« beziehungsweise eben evolviert werden – ohne dass dabei die komplexen Mechanismen des jeweiligen Gegenstandes exakt bekannt sein müssen. Selbst wenn die Ergebnisse der jeweils einzelnen Rechenprozesse, Simulationen und Experimente nicht immer (vollständig) kalkulierbar und vorhersehbar sind, können dennoch durch Auswahl und Steuerung gewisse Ziele anvisiert und die Praktiken in eine gewisse Richtung gelenkt werden. (Ebd., 229)

Die Wahrscheinlichkeitstheorie und die mit ihr möglich gewordene Probabilistik, also das Vorhersagen von Ereignissen, vervielfältigte den Einsatzbereich von Computertechnologien und begründete den gesamten Bereich der zu Forschungszwecken verwendeten Computersimulation. Durch den Einsatz von Computertechnologien im Labor wurde zunächst »die Beobachtung vom menschlichen Beobachter unabhängig« (Knorr-Cetina 1988, 47) gemacht. Aktuelle Prozesse der Digitalisierung führen zur systematischen Ausgrenzung der lebensweltlichen Komplexität und fördern ein formal-logisches mathematisches Wissenschaftskonzept, auch in den Vorstellungen über Denkabläufe und Funktionen des Gehirns. Die Forscher*innen, die an die »logik-

basierte Symbolkalkulation« (Hellige 2014, 29) im Anschluss an den von Frege geprägten Logizismus – also die Annahme, dass die Mathematik auf die Logik zurückzuführen sei – glauben, versprechen sich durch das »Fortschreiten der Disziplin und insbesondere der Künstlichen Intelligenz die Sphäre des Berechenbaren und Automatisierbaren auch auf komplexere Bereiche des Denkens und Handelns auszudehnen« (ebd.), sodass »am Ende auch das oft ungenaue und widersprüchliche ›human reasoning‹ ersetzt und damit generell logische Entscheidungen in der Lebenswirklichkeit befördert [werden] könne[n]« (ebd.).

Der auf mathematischer Logik und ihrer spezifischen Beweisführung begründete Tunnelblick künstlicher Intelligenz und aller stochastisch berechneter Prozesshaftigkeit bedeutet gleichzeitig, dass sich für eine erfolgreiche Fusion von Mensch und Technologie die Konzeption von Menschsein ebenso anpassen muss wie das Technische. Mathematisch-formalisierte Verfahren in computergestützten Erkenntnisprozessen entfalten erst durch die historisch bedingte Zurichtung des Menschen mittels seiner Quantifizierung und (technischer) Normierung ihre Wirkung: »The translation of problems into algorithms only becomes possible when humans already act in a rule oriented way. A standardization of human behavior is necessary to model and develop software applications.« (Weber/Bath 2007, 58) Die Rekonfigurationen des Labors betreffen nicht nur die (Neu-)Ordnung von ›Naturphänomenen‹, auch soziale Praktiken richten sich neu aus, um mit der emergenten Logik des Labors zusammenzugehen. Emergenz – also das Herausbilden von neuen Eigenschaften oder Strukturen aus einem System selbst – ist eine Eigenschaft konnektionistischer Systeme und demnach eine intrinsische Charakterisierung Neuronaler Netzwerke, zerebral wie artifiziell. Die auf Mittel- und Wahrscheinlichkeitswerten basierenden Vermessungs- und Forschungspraktiken aus dem Labor lassen sich nun einerseits auf die Welt außerhalb des Experimentierraums ausdehnen, da auch Objekte außerhalb des Laboratoriums mit diesen Technologien verdatet werden können. Andererseits erfährt das Objekt außerhalb des Laborexperiments eine Begrenzung auf die bereits laborativ modellierten und standardisierten Inskriptionen. *Laboratisierung der Gesellschaft* erfasst die Ausweitung laborativer Logiken auf die soziale Gemeinschaft und die Alltagspraktiken der Menschen generell. In den Computational Neurosciences werden algorithmische Prozesse des Labors auf das Gehirn direkt übertragen: In der Folge wird das Gehirn als algorithmisch (Christian/Griffiths 2016) beziehungsweise als vorhersagend (Clark 2013) beschrieben (mehr dazu in Kap. 5).

Entgegen der aus diesen Entwicklungen naheliegenden Annahme verschwindet das Labor keineswegs, ebenso wenig wird es obsolet. Selbstverständlich existieren auch heute noch Labore als Orte, an denen die oben beschriebenen Laborpraktiken zum Einsatz kommen werden. Wissenschaftliche Labore, in denen Experimente durchgeführt und Menschen, Tiere, Bakterien oder schwarze Löcher beforscht werden. Gleichzeitig ändert sich der Laborbegriff, wie er heute oftmals für die Beschreibung von Arbeitszusammenhängen verwendet wird, in denen nicht mehr das ›reine‹ naturwissenschaftliche Experiment im Vordergrund steht, sondern »das Verhältnis zwischen Natur und Kultur, die interdisziplinäre Erforschung materieller Wissenskulturen oder – allgemeiner gesprochen – der Dialog zwischen Geistes- und Naturwissenschaften […]« (Bose 2017, 247). Der Laborbegriff findet meist dort Anwendung, wo es sich um Orte des Forschens handelt, die Wissensproduktion mit einer gewissen Prozessoffenheit einhergeht.

> Die Verknüpfung von Wahrnehmung, Ästhetik und Medialität ist dabei besonders relevant. Die Anleihe an das naturwissenschaftliche Experimentallabor als einem genuinen »Ort der Moderne« beinhaltet dabei oftmals auch hier beides: den Fokus auf Repräsentation und akademisches Prestige sowie das Bekenntnis zur Prozessualität und Ergebnisoffenheit der Wissensproduktion. Während die »Suchbewegung auf der Grenze zwischen dem Wissen und dem Nichtwissen«, wie es Hans-Jörg Rheinberger formuliert hat, besonders die Forschung im Experimentallabor charakterisiert, verschreiben sich die genannten Zusammenhänge dabei zumeist genau dieser Nicht-Vorhersehbarkeit von Wissen. (Ebd.)

Außerdem hat sich der Laborbegriff selbst geändert, ist er doch heute nicht mehr nur dem Ort der Erkenntnisproduktion von Naturwissenschaften vorbehalten. Ein Labor kann heute jeder Ort sein, an dem Wissensexperimente, Kreativworkshops, Formen der eigenen Optimierung oder der Wissensproduktion und Debatten angestrebt werden. Es findet sich in den Sozial- und Geisteswissenschaften ebenso wie im Kunst-, Kultur- und Museumsbereich. Warum genau der Laborbegriff eine solche Konjunktur erlebt und was genau dessen Mehrwert ausmacht, kann hier nicht weiter beantwortet werden. Ist es nicht eher so, fragt Friedrich von Bose, »dass die Referenz immer irgendwie gut gemeint ist, aber letztlich an den institutionellen Strukturen und kulturpolitischen Realitäten scheitert? Dennoch macht es einen erheblichen Unterschied, was als Labor begriffen wird.« (Ebd., 356) Diese Ausweitung des Laborbegriffs ist unter Umständen nicht ganz unproblematisch, kann doch

hierdurch die Spezifität der laboreigenen Erzeugungslogik von Erkenntnis verloren gehen.[3]

5 Mathematisierung des Labors und Laboratisierung von Gesellschaft

Neben der Ausweitung des Laborbegriffs lässt sich auch eine generelle Transformation des Labors hin zu einem mathematisierten Labor konstatieren: Daten sammeln, auswerten und simulieren, für die Entscheidungen von heute und das Regieren, im biopolitischen Sinne ließe sich hier auch von Verwalten sprechen, der Datenkörper von morgen. Um die bereits weiter oben angeführte umfangreiche Datenflut in den Neurowissenschaften einzuhegen, braucht es allgemeingültige, universell verfasste Algorithmen, die in die Modellierungen und Simulationen einfließen und Bedeutung generieren können. Die Datenflut in fast allen Disziplinen verlangt nach Statistiker*innen und Datenwissenschaftler*innen, die sich der Aufgabe widmen, nach solcherart informatischen und mathematischen Lösungen zu suchen, die auch auf ähnliche Probleme eine Antwort liefern. Daten erheben, sammeln, verwalten, analysieren und interpretieren hat eine enorme Bedeutung in den Laborwissenschaften erlangt. Der Computer mit seiner Möglichkeit, Simulationen durchzuführen, hat das Experimentallabor zu einem ›Dry Lab‹ werden lassen (Merz 2006).

> Dry lab oder auch digital laboratory frequently become associated with computer simulation be it in popular accounts or in the discourse of practitioners. The notions seem to suggest that computers and simulation applications constitute research environments in their own right, allowing one to perform computer experiments and endowing one with the potential to replace traditional laboratory settings. (Ebd., 155)

Der Laborraum ist demnach dabei, aus dem Wet Lab herausgelöst und in Standardbüroräume verlegt zu werden, die sich vor allem durch eine Samm-

3 Sicherlich wäre es interessant, sich diesen geänderten und ausgedehnten Laborbegriff unter der Frage anzuschauen, warum gerade der in den Naturwissenschaften verbreitete Ort der Wissensproduktion hier aufgerufen wird und welche Auswirkungen diese Anrufung des Labors auf die Konnotation andere Formen von Erkenntnisproduktion und -praktiken hat.

lung leistungsstarker Computer auszeichnen. Das führt zu einer veränderten epistemologischen Grundvoraussetzung, zu einer ›bevorstehenden Umwandlung der Neurowissenschaften in eine Ingenieursdisziplin‹ (vgl. Bruder 2017, 119), indem Gehirne und Körper als zusammengesetzte Netzwerksysteme imaginiert werden. Das stimmt besonders für die Computational Neurosciences und die Neuroinformatik, in denen computergestützte Erkenntnistheorien eine bedeutsame Rolle spielen: »Indeed, methodologists in neuroscience have typically worked on various modeling efforts in distinct fields, which means that they tend to think about the systems to be modeled in rather general terms.« (Ebd., 118) Mathematik ist ein bedeutsames Werkzeug in den Computational Neurosciences, aber so wie vormals der Computer als Vorbild für Neuronale Netzwerke ausgedient hatte und heute das Gehirn als Ideal für künstliche neuronale Netze gilt, kann diese Übertragung auch auf das Verhältnis von Mathematik und Neurosciences angewandt werden:

> [A] similar argument can be applied to the relationship between mathematics and neuroscience where it is clear that we either are not using the right mathematical tools to understand the brain or such tools have not yet been discovered. The resultant mathematical descriptions should make non-trivial predictions about the system that can then be verified experimentally. This approach takes advantage and has the potential to use the vast amounts of qualitative data in neuroscience and to put it in a quantitative context. (Silvia 2011, 2, zit. n. Bruder 2017, 119)

5.1 Das mathematische Labor: Computerbeweis, Computermodelle und Simulationen

In die Erkenntnisproduktion und Experimentalanordnungen moderner Labore schreiben sich vermehrt Mathematische Logiken und Praktiken ein, unter anderem die Logik des mathematischen Beweisens. Der Beweis stellt, wie bereits in Kapitel 1 ausführlicher beschrieben, den ›Goldstandard‹ der Mathematik dar, neben den formalisierten Axiomen ist es der Beweis, der der Mathematik die Deutungshoheit ermöglicht und sie zu einer objektiven, verallgemeinerbaren Disziplin macht. Der mathematische Beweis ist originär nicht im Labor verortet. Beweise werden gänzlich losgelöst von konkreten Experimenten oder Anwendungen erlangt, einzig das sorgfältige und schrittweise Ableiten aus anderen, bereits bewiesenen Axiomen oder Sätzen wird als regelkonformer Beweis anerkannt. Dennoch existieren verschiedene Versionen des

mathematischen Beweisens, und die Auseinandersetzungen darüber, wie ein guter, richtiger Beweis auszusehen hat, gehen weit in die Geschichte zurück. In den letzten Jahren hat sich durch die Verwendung von Computern eine bestimmte Form des Beweises durchgesetzt, die, so zumindest die Einschätzung Ian Hackings, wiederum in der Tradition von Leibniz steht. Für Leibniz ist der mathematische Beweis eine notwendige, aber langwierige und wenig kreative Tätigkeit, für deren Erledigung er Rechenmaschinen ins Feld führt, die diese Tätigkeit in Zukunft übernehmen sollen. Leibniz' nur in Gedanken existierende Rechenmaschinen sind heute Realität geworden, der Computer wird inzwischen fast ausschließlich für die Durchführung mathematischer Beweise im Sinne Leibniz' eingesetzt. Mitte des zwanzigsten Jahrhunderts erfuhr der mathematische Beweis eine Neuausrichtung: »The conception of proof as conferring certainty, [...] has changed, in part due to developments in mathematics itself. Proofs have, to put it crudely, become longer and longer, so that it is not possible for a single human to grasp them in their entirety.« (Hacking 2014, 63)

Der mit dem Computer durchgeführte Beweis steht für mehr als nur eine regelkonform durchgeführte Beweisführung, er steht auch für Sicherheit und eine ›höhere‹ Gewissheit, die durch die Exklusion subjektiven und möglicherweise fehlerhaften Eingreifens vonseiten der Wissenschaftler*innen vermeintlich garantiert wird. Dieser Umstand wird in der Mathematik nach wie vor viel diskutiert, denn nicht alle sehen die Mathematik als rein formalistische Angelegenheit, sondern verweisen auch auf kreative Prozesse und erfahrungsbasiertes Wissen, das in die Beweisführung und das Finden neuer Theoreme miteinfließen muss. »Computerbeweise hingegen können nicht wirklich kreativ sein, die finden keine Theoreme – keine neuen.« (Interview 5, 38 Min.) Gleichzeitig hat durch die massive Anwendung von Computermodellen und Simulationen eine Verschiebung im Verständnis des Beweisens stattgefunden.

Durch den vermehrten Einsatz von Computermodellen und Simulationen sollen Theorien, Konzepte und konkrete Prozesse und Funktionsweisen ›bewiesen‹ werden. Diese folgen selbstverständlich nicht den Ansprüchen des eigentlichen mathematischen Beweises, aber Mathematik wird hier eingesetzt, um organische Abläufe zu gestalten, nachzuweisen und letztlich eine zunächst in der Theorie durchgespielte Idee durch die Modellierung und Simulation zu beweisen. So entsteht eine ganz neuen mathematischen Grundprinzipien folgende Erzeugungslogik und bringt das *Mathematische Labor* (Bruder 2017) hervor.

Durch die Verwendung von auf stochastischen Berechnungen basierenden Computermodellen und Simulationen haben sich die Bedingungen der experimentellen Erkenntnisproduktion grundlegend verändert. Daten werden nicht länger aus deduktiven Experimentalanordnungen hervorgebracht, sondern folgen der induktiven Logik. Allein die Entscheidung, auf welchen Wahrscheinlichkeitsbegriff in den Berechnungen zurückgegriffen wird, bleibt der Wahl der Wissenschaftler*innen überlassen. Die Wahrscheinlichkeitstheorie implementiert in jeden Entscheidungsschritt stochastische Kalkulationen und führt zu einer ganz spezifischen Ausgestaltung des mathematischen Beweises, der sich allein durch die omnipräsente und selbstverständliche Anwendung als mathematische Beweislogik durchgesetzt hat. Die Stochastik als Verknüpfung von Statistik und Wahrscheinlichkeit folgt der Vorgehensweise der induktiven Logik, die nicht nach ›wahren‹, allgemeingültigen Aussagen sucht, sondern sich mit statistisch validen Angaben zufriedengibt.

> Something entirely new has been added to the tools of the physicist, indeed of all scientists and quite a few humanists. In the sciences we have powerful and increasingly fast computational techniques to make approximate solutions to complex equations that cannot be solved exactly. They enable practitioners to construct simulations that establish intimate relations between theory and experiment. Today, much – maybe most – experimental work in physics and chemistry is run alongside, and often replaced by, simulations. (Hacking 2014, 50)

Computermodelle und Simulationen sind beides für sich genommen voraussetzungsreiche Werkzeuge, auf die Funktion von Computermodellen bin ich in Kapitel 2 näher eingegangen. Simulationen werde ich im Folgenden kurz beschreiben. Dudai und Evers formulieren es so: »The term ›simulation‹ can acquire different meanings in different contexts. Here we will restrict our treatment to simulation in science and engineering. In these disciplines, simulation involves mathematical and engineering methods.« (2014, 254) Simulationen nehmen verschiedene Rollen im erkenntnisgenerierenden Prozess ein. Eine pragmatische Systematik, um die verschiedenen Funktionen von Simulationen in der Wissenschaft und Technik einzuordnen, basiert auf zwei Hauptkriterien – dem Ziel, das mithilfe einer Simulation erreicht werden soll, und dem Träger, dem Medium, in dem die Simulation umgesetzt wird (vgl. ebd.). Bei den Zielen einer Simulation wird zunächst zwischen vollständigen Simulationen eines ganzen Systems und der Simulation partieller Teil-

bereiche unterschieden. Ebenso gehören zu den Zielen einer Simulation: das funktionelle Nachbauen und das theoretische Verstehen eines Systems und der Prozesse, um ein Konzept zu beweisen oder ihre operative Leistungsfähigkeit zu prüfen, Kosten und Risiken zu minimieren, das System zu manipulieren oder die Funktionen zu vervielfältigen. Zum Medium beziehungsweise dem Mittel, eine Simulation durchzuführen, gehören entweder ein natürlicher Träger oder rein artifizielle Träger wie mittels mathematischer Modelle im Computer. Simulationen können also konkret oder abstrakt durchgeführt werden, können Daten-getrieben oder Modell-getrieben sein, können in verändertem Maßstab oder maßstabsgetreu nachgebaut werden (vgl. ebd.).

Computational Neurosciences können als Kombination aus Experimentallabor und mathematischem Labor beschrieben werden. Die Disziplin setzt sich einerseits zusammen aus den numerischen Größen, wie etwa Membrandurchlässigkeit und Ionenfluss, die durch elektrophysiologische Ableitungen an Synapsen und Neuronenverbindungen ermittelt wurden. Diese Werte sind bereits vor vielen Jahren in die Berechnungsmodelle von Neuronentätigkeit wie das Hodgkin-Huxley-Modell eingeflossen und wurden in den letzten Jahren nur noch graduell angepasst. Andererseits können mit den so entstandenen Modellen heute die abgeleiteten neuronalen Feuerungsratendaten (meist aus Tierversuchen) modelliert und berechnet werden. Gleichzeitig werden diese Berechnungen eingesetzt, um mithilfe von theoretischen Überlegungen (wie der effizienten Komplexitätstheorie; siehe Kap. 3) und Simulationen die Modelle entsprechend ihrer Durchführbarkeit zu verbessern oder zu falsifizieren. Der Fokus der Computational Neurosciences liegt eher auf der Entwicklung immer besser angepasster Computermodelle, mit denen man neuronale Aktivität und Vernetzungsmuster berechnen und simulieren kann, weniger darauf, Daten auszuwerten. Welche Überlegungen zur Verbesserung der Modellperformances herangezogen werden, zeigen die Laborstudien rund um das Blue-Brain-Projekt der Wissenschaftssoziologin Tara Mahfoud und des Filmemachers Noah Hutton. Beide verweisen auf projektinterne Diskussionen rund um Frage, wie die Ähnlichkeit (beziehungsweise Unähnlichkeit) zwischen den eigenen synthetisierten, durch Algorithmen erzeugten Zellen und den rekonstruierten Zellen aus dem elektrophysiologischen Labor zu bewerten sei. War es wichtiger, dass die synthetisierten Neuronen aussahen, wie andere Neuronen aussehen, oder war es wichtiger, eine hohe Anzahl von Merkmalen zu haben, die mit den rekonstruierten Zellen übereinstimmten, auch wenn sie nicht ähnlich aussahen? Schnell fokussierte man sich in der Diskussion auf statistische Tests,

die zur Erzeugung von Variabilität erforderlich sind, auch wenn nicht alle Zellen gleich aussehen:

> One of the problems that was highlighted was that when Henry evaluated some of the synthesised cells, he would say they didn't »look nice« and that more features should be added. Adding features, Nancy said, made running statistical analyses for similarity more complicated. Biologists, she said, want to include everything in the model, but that compromised the performance of the model. (Mahfoud 2018, 147f.)

Hier schließt sich die Problematik an, die richtige Menge an Merkmalen in ein Modell aufzunehmen, um möglichst realitätsgetreu zu modellieren, aber gleichzeitig zweckmäßig zu entscheiden, um nicht die Leistung des Modells zu schwächen. Die Entscheidungen über die im Modell und den Simulationen verwendeten Werte und Merkmale sind ausschlaggebend für den Output und die Erkenntnisse, die aus den Probeläufen entstehen. Diese Entscheidungen werden subjektiv am Computer vorgenommen, von in *Denkstile* (Fleck 1980) bestimmter *Denkkollektive* (ebd.) eingebundenen Individuen, sind aber entscheidend für den Erfolg eines Modells beziehungsweise einer Simulation. Das Beispiel aus Henry Makrams *Blue Brain* Labor über die Frage der angemessenen Zugabe an Zufall und Variabilität in Computermodellen zeigt eindrücklich, wie viel Subjektivität in der Praxis mathematischer Labore steckt.

> Asked how she approached the extraction of morphological constants from the highly variable shapes of neurons found in the cortex, Kanari explained that she uses »the features that are consistent, and exploits them [...] so [we] generate structures that have the same main topology, but also add some noise. Add the variability that you see in biology.« I then asked: »How do you add the right kind of variability?« To which she replied: »That's a good question, because the right kind, we can never know what's the right kind of variability.« (Hutton 2022 [in Druck])

5.2 Laboratisierung von Gesellschaft

In ihrem Buch *Automated Inequality* gibt Eubanks (2015) ein Beispiel für die Auswirkungen eines trainierten Algorithmus, der bei einer großen US-amerikanischen Krankenversicherung darüber entscheidet, ob und zu welchen Konditionen Menschen versichert werden. Künstliche Intelligenzen erwecken den Anschein, neutral zu sein, da sie in der Anwendung vermeintlich von

menschlichen Unzulänglichkeiten befreit sind. Wie fatal diese Unterschätzung von algorithmisch gelenkten Entscheidungsprozessen ist, darüber klärt Eubanks in ihrem Buch auf:

> But that's the thing of being targeted by an algorithm: you get a sense of a pattern in the digital noise, an electronic eye turned toward you, but you can't put your finger on exactly what's amiss. There is no requirement that you be notified when you are red-flagged. With the notable exception of credit reporting, we have remarkably limited access to the equations, algorithms, and models that shape our life chances. (2015, 5)

Ein gut trainierter Algorithmus vergisst nicht – und kann auf alle jemals eingespeisten Informationen zurückgreifen. Eben dieses Versprechen birgt gleichzeitig Gefahren. Mit der Automatisierung statistischer Berechnungen und darüber vorgenommenen Bewertungen findet eine unsichtbare Weiterführung laborativer Praktiken statt in Bereichen, die eher politische und/oder soziale Antworten benötigen. Die in die Bewertungssysteme eingespeisten Daten können nicht ›vergessen‹ werden und die Systeme reproduzieren so einprogrammierte Biases, können dabei aber zwischen Kausalität und Korrelationen nicht unterscheiden. Diese Argumentationsweisen haben Einfluss auf Subjekte außerhalb des Labors. Im Anschluss an Teresa de Lauretis' (1987) Ansatz, Geschlecht als Ensemble von Auswirkungen zu konzeptualisieren, »die in den Körpern, den Verhaltensweisen, den gesellschaftlichen Beziehungen durch das Dispositiv einer komplexen politischen Technologie herbeigeführt werden« (Döring/Fitsch 2016, 62), will Ruha Benjamin (2019) auch Race als Effekt und Produkt verschiedener Technologien verstanden wissen. »Race as Technology: This field guide explores [...] how race itself is a kind of technology – one designed to separate, stratify, and sanctify the many forms of injustice experienced by members of racialized groups.« (36) Mit *Laboratisierung der Gesellschaft* sind diese auf Mathematik und Statistik begründeten Regierungstechnologien aus dem Labor gemeint. Beruhend auf einer generellen Mathematisierung der Wahrnehmung und Kanalisierung durch Berechnungsschritte von Computern, egal welcher Größe, tragen sie die erkenntnistheoretischen Bedingungen laborativer Wissensproduktion in die Mitte der Gesellschaft.

Das Wissen der Computermodelle und Simulationen folgt der Mathematischen Logik und unterliegt einer »Algorithmizität, das heißt, sie ist geprägt durch automatisierte Entscheidungsverfahren, die den Informationsüberfluss reduzieren und formen, so dass sich aus den von Maschinen produ-

zierten Datenmengen Informationen gewinnen lassen, […] und zu Grundlagen des singulären und gemeinschaftlichen Handelns werden können« (Stalder 2017, 13). Um diese riesigen, täglich produzierten Datenmengen auszulesen, braucht es Algorithmen, deren Verständnis von großer Wichtigkeit ist, sind sie es doch, die etwas in den Daten sichtbar machen und etwas zu sehen geben, dessen Interpretation darüber bestimmt, welche Bedeutung den Daten beigemessen wird.

Der Einsatz digitaler Technologien in der Wissensproduktion bedeutet für die neurowissenschaftliche Forschung zweierlei: Zum einen nimmt sie Einfluss auf das Sammeln, die Nutzung und die Weiterverarbeitung der gesammelten Daten und führt durch die globale Vernetzung von Daten zu einer Automatisierung datengetriebener statistischer Erkenntnisproduktion und zu Big Data. Zum anderen bestimmen Digitalität und Virtualität nicht nur die Art und Weise, wie Wissen hergestellt wird, sondern auch das epistemische, also erkenntnistheoretische Grundgerüst, mit dem auf Prozesse im Gehirn geschaut wird und wie diese Prozesse modelliert werden. Die durch die Digitalisierung beobachtbaren methodischen Anpassungen in den neurowissenschaftlichen Disziplinen brachten Effekte für das jeweilige epistemische Verständnis mit sich. Diese Entwicklungen spitzen sich derzeit auf zwei Ebenen zu: zum einen in den von Deep-Learning-Algorithmen hervorgebrachten Entscheidungen künstlicher Intelligenzen, die es verunmöglichen, nachzuvollziehen, wie sie zum jeweiligen Ergebnis gekommen sind. Zum anderen breitet sich die Logik des Engineerings und des Verschaltens in seiner informatischen Bedeutung so gut wie in allen auf Computer gestützten Disziplinen immer weiter aus: »Regulation by Engineering: The Pretense of the New in the Eternal Same« (Fitsch et al. 2020, 53). Dabei vermischen sich in diesem Engineeringansatz zwei sehr unterschiedliche Ebenen:

> At the bottom, one has to realize that these various activities, though superficially similar, are of a radically different kind. Constructing a machine that works (such as a highly parallel computer) is an engineering problem. […] Understanding the brain, on the other hand, is a scientific problem. The brain is given to us, the product of a long evolution. (Crick 1989, 132)

Damit nähert sich die Modellbildung in den Natur- und Technikwissenschaften ihren derzeitigen technischen Möglichkeiten an: Schnellere Rechner können ein Vielfaches an Daten technisch so konstruieren, um sie zu berechnen, und erzeugen damit die Illusion von Echtzeitverarbeitung, von Denken und vermeintlich freien Entscheidungen. Somit verwundert es auch nicht, dass

heute das Gehirn mit seinen komplexen Abläufen in den neuronalen Netzwerken und Verschaltungen dem Computer als Vorbild dient.

Nicht nur der Erkenntnisprozess transformiert sich, auch das, was wir als Wissen und als glaubwürdige Beschreibung der Welt anerkennen, ändert sich durch die digitalen, mathematischen wissenschaftlichen Bezugnahmen. Es kommt zu einer weit reichenden Neufassung des Wissensbegriffs, für dessen Verständnis zwischen Daten, Informationen, Kommunikation und Wissen unterschieden werden muss, um diese in Relation zu ihrer technischen Verfasstheit und Reproduzierbarkeit neu zu bestimmen:

> Die Produktion von Daten als allgemeinster Rohstoff für Wissen benötigt Techniken der Beobachtung; die Produktion von Informationen als bewertete Daten braucht Techniken der Selektion und Evaluation, der Bildung von Präferenzen und Prioritäten; und die Produktion von Wissen, Wissen verstanden als der Einbau von Informationen in Erfahrungskontexte, verlangt Techniken und Technologien der Steuerung von Erfahrung. (Willke 2005, 129)

Die Technisierung von Wissen und deren Kommunikation muss in der Abhängigkeit dieses Wissens von mathematisierten Wahrnehmungstechnologien verstanden werden. Über diesen Aspekt hinaus basiert digitales Wissen nicht nur auf seiner technischen Reproduzierbarkeit, sondern auch auf der binär-methodischen Herstellungslogik; also nicht nur das Wissen, sondern die *Wahrnehmung* selbst wird *mathematisiert*. Durch die *Mathematisierung von Wahrnehmung* werden Entscheidungen an Apparaturen abgetreten, die mit einer Vielzahl an Trainingsdaten, Mustern, Häufigkeiten und Rankings gefüttert wurden, sodass sie über einen vermeintlichen Erfahrungsschatz verfügen, der weit über den eines einzelnen Menschen hinausgeht. Das nächste Kapitel beschreibt diese technisch induzierte Automatisierung als Mathematisierung von Wahrnehmung, also den mathematischen Grundbedingungen aktueller Erkenntnispraktiken.

Knorr-Cetina hat in ihren Arbeiten auf den erzeugungslogischen Moment des Labors verwiesen: Objekte werden hier nicht beschrieben, sondern erzeugt und hervorgebracht. Das mathematische Labor, an Mathematik und Visualisierungen geknüpfte Immutable Mobiles, ist kein beschreibendes, sondern ein Rahmenbedingungen erzeugendes Labor, das Vorhersagen und Entscheidungen vornimmt. Die stochastischen Berechnungsweisen und selbstlernenden Algorithmen erzeugen formal-mathematische Vorhersagen, die direkten Einfluss auf die gesellschaftlichen Lebensbedingungen haben. Die For-

schung ist Daten-getrieben, das heißt, ihr Ausgangspunkt sind nicht Hypothesen oder eine spezifische Fragestellung, anhand derer sie ein Studiendesign oder ein Modell bilden. Das Fundament bilden gesammelte Daten, die dann nach Mustern und Korrelationen abgesucht werden, die Interpretation der Daten erfolgt unabhängig ihrer kontextspezifischen Rahmenbedingungen. Dabei wird das Wissen in die Zukunft gerichtet und »die erwartete[n] Möglichkeiten in erfahrbare Wirklichkeiten transformier[t]« (Dickel 2019, 9). Eine *Laboratisierung der Gesellschaft* verlagert das laborative Datensammeln und -interpretieren in gesellschaftliche Praktiken. Eine labortypische Erkenntnisproduktion kann in Echtzeit und an vielen Orten gleichzeitig durchgeführt werden, wir alle liefern die benötigten Daten. »Die Produktion und Rezeption [erkenntnistheoretischer] Artefakte verwandelt sich dabei von einer exklusiven Expertentätigkeit zu einer öffentlichen sozialen Praxis.« (Dickel 2019, U4)

6 Die fehlende halbe Sekunde und die Rückkehr des Körpers unter den Vorzeichen des Labors

Die *Laboratisierung der Gesellschaft* verlangt wiederum, dass die vormals von allem Subjektiven und Körperlichen bereinigten und durch formalisierte Symbole, Repräsentationen und Immutable Mobiles ersetzten Wissensprozesse, die Körper, Organismen und Prozesse, wieder eingeholt werden. Allerdings in einer handhabbaren Form und gemäß bereits erfolgter Reduktionen und in Technologien geflossener Vorstellungen von zum Beispiel organischen neuronalen Netzwerken und ihren Prozessen. Am Beispiel der ›fehlenden halben Sekunde‹, die in verschiedenen physiologischen Studien in den 1970er-Jahren entdeckt wurde (Libet 2005), lässt sich zeigen, wie der Körper in das hochtechnisierte und formalisierte Wissen wieder integriert werden soll und welchen Stellenwert das Unverfügbare darin bekommt. Die Anrufung situierter Körperlichkeit muss hier unter zwei Prämissen verstanden werden: Erstens wurde der Körper aus der Erkenntnisproduktion sukzessive hinausgedrängt, unterstützt durch die Kontinuität laborativer Praxen, die die Erkenntnisproduktion schrittweise von der Körperlichkeit und Kontextgebundenheit der Untersuchungsgegenstände durch die Übertragung ins Labor gelöst haben. Zweitens wurde das erkenntnisgenerierende Subjekt im Labor durch die technischen, formal-mathematischen Methoden ersetzt und bleibt so im Erkenntnisprozess selbst körperlos. Die Entdeckung der fehlenden halben Sekunde

hatte Einfluss auf die Debatten des Affective Turn sowie auf die Diskussion über den freien Willen (hierzu mehr in Kap. 6).

Die Aushandlungen über die Bedeutung des Affekts sind exemplarisch für die von neuen Begrifflichkeiten befeuerten Debatten, die an der Schnittstelle der Philosophie sowie der Kognitions- und Medienwissenschaften geführt werden. Die Einführung des Affekts zeugt von der Hoffnung, Alternativen dafür zu schaffen, sich dem in der Welt ›situierten Körper‹ nicht mehr nur rein über Sprache anzunähern, sondern über eine andere körpereigene Logik des ›angeborenen‹ Affekts. Es sind Versuche, eine Ausdrucksweise zu finden, die jenseits von formalen Logiken der Sprache funktioniert. Ausgangspunkt für den Affective Turn ist die Forderung des Philosophen Brian Massumi, der verlangt, Emotion und Affekt begrifflich zu trennen und die Emotion als subjektive, bereits geformte und quantifizierte Form des Gefühls zu fassen: »An emotion is a subjective content, the sociolinguistic fixing of the quality of an experience which is from that point onward defined as personal.« (2002, 28). Der Affekt hingegen sei direkt zugänglich und nicht erst durch Sprache subjektiviert: »[A]ffect is unqualified, […] irreducibly bodily and autonomic. As such, it is not ownable or recognizable and is thus resistant to critique.« (Ebd.) Im Falle des Affekts wird ein vermeintlich widerständiger Ausdruck des durchrationalisierten Körpers beschworen als unvoreingenommene und vordiskursive Reaktion. Marie-Luise Angerer skizziert 2007 den Affective Turn als Folge eines Zusammenspiels der Kybernetik, der Kognitionswissenschaften und der Neurowissenschaften, der eine grundlegende Neuausrichtung des Unbewussten und des Begehrens des 20. Jahrhunderts zum Bewussten und Affektiven des 21. Jahrhunderts hervorbringt.

Massumis Ziel war es, auf die wissenschaftliche Zurichtung des Körpers durch den Linguistic Turn und die quantifizierenden Praktiken des Labors hinzuweisen. Er wollte den Körper durch den Verweis auf etwas Ursprüngliches, was sich nicht vermessen oder in Worte bringen ließe, befreien. Der Affective Turn steht auch für eine alternative Interpretation »of the missing half second« (Massumi 2002, 28), die Zeitspanne, die Benjamin Libet zufolge zwischen der kortikalen Vorbereitung einer Bewegung, dem Bewusstwerden und der ausgeführten Bewegung liegt. In den von Libet 1979 durchgeführten Experimentreihen wurden an ein EEG angeschlossene Freiwillige gebeten, einen Finger zu einem von ihnen gewählten Zeitpunkt zu beugen und sich an den Zeitpunkt ihrer Entscheidung zu erinnern. Im Durchschnitt erfolgte die Beugung des Fingers 0,2 Sekunden nach der von ihnen selbst angegebenen Entscheidung; eine signifikante Gehirnaktivität wurde vom EEG-Gerät

allerdings bereits 0,3 Sekunden vor der Entscheidung gemessen. Zusammen ergibt das eine halbe Sekunde zwischen neuronaler Aktivität und Reaktion.

Das Unbewusste, das in der Psychoanalyse mit der Sexualität verknüpft ist, da sich in der Sexualität und im Begehren am deutlichsten zeige, dass der Mensch nicht immer rein rationale oder bewusste Entscheidungen trifft, wurde von biologischen Theorien des Geistes abgelöst. Alle Tätigkeit zerebraler Netze wird vermessbar und vorhersagbar, wird dem Unverfügbaren vermeintlich entrissen und zu Bewusstsein. So deutet Angerer den Affective Turn als eine »machtvolle Umdeutung dessen, was Begehren unter den Bedingungen algorithmisch operierender Medientechnologien sowie einer postkapitalistische[n] Ausweitung der Kampfzone vermag« (2015, 123). In seinem Buch *Die Wiederentdeckung des Geistes* macht John Searle (1993) diese Neuausrichtung deutlich: »[D]ie Erforschung des Geistes ist die Erforschung des Bewußtseins, und zwar in ziemlich demselben Sinn, in dem die Biologie die Erforschung des Lebens ist.« (255) Bei ihm wird das Bewusstsein (wieder) zum reinen Produkt neurobiologischer Vorgänge. Gleichzeitig gibt er damit ein neues Programm aus: sich des Gehirns und seiner Prozesse nunmehr mit kognitiven Theorien des Bewusstseins (Searle) anzunehmen und zum Verständnis menschlichen Verhaltens/Logik nicht mehr den Umweg über das Bewusstsein (Sprache) zu nehmen. Der Wunsch, den Körper als eigenständiges und widerständiges Subjekt stärker in die wissenschaftliche Forschung einzuführen, findet sich auch in den Sozial- und Geisteswissenschaften. Die hier geführten Debatten münden Mitte der 1990er-Jahre in neue Theorien, die unter dem Begriff Affective Turn subsumiert werden. Affekte werden hier zur Erforschung und zum Verständnis verschiedener (Körper-)Erfahrungen herangezogen. Maßgeblich ist hier das Interesse an Interaktionen und Körpererfahrungen, die sich nicht auf Sprache und ihre Repräsentationsparadigmen zurückführen lassen.

Libets und Massumis Auslegung der ›fehlenden halben Sekunde‹ und im Anschluss daran auch die des Affective Turn zielen auf die Reintegration des Körperlichen, des Unverfügbaren, nicht Messbaren. Dabei wird häufig vergessen, dass die von Massumi vorgenommene klare Trennung von Körper/Affekt und Geist/Emotion bereits ein Produkt laborativer Technologien, die gemessene, aber nicht einzuordnende halbe Sekunde bereits eine Interpretation ist. Die ›verlorene‹ halbe Sekunde ist das Ergebnis eines spezifisch kontextualisierten, physiologisch messenden Experiments in der Logik eines erzeugenden Labors. Dieses Ergebnis wird wiederum aus dem Labor herausgelöst und philosophisch überhöht. In dieser Verallgemeinerung und Überhö-

hung bleiben die Reizreaktionen unbestimmt, der Körper/Affekt wird zu einer Tatsache und zum existenziellen Teil von Bewusstsein. In dieser Funktion kann der Affekt wiederum nutzbar und verwertbar gemacht werden, insbesondere in Mensch-Maschine-Kopplungen. Ausgangspunkt für die philosophische Vereinnahmung des Affekts bildet die Leerstelle der fehlenden halben Sekunde. Der Affective Turn beschreibt eher die Verfasstheit, wie Technik den Menschen affiziert: Nicht die sinnliche Erfahrung als Zusammenschluss von Körperlichkeit, Erinnerung, Verkörperung steht hier im Vordergrund, sondern das Überwältigen der Sinne, etwa durch optische Täuschungen, Überreizung oder Überemotionalisierung der Inhalte.

Die entdeckte ›fehlende‹ halbe Sekunde bietet Interpretationsspielraum für verschiedene Erklärungsansätze. Einer davon ist die Reintegration des widerständigen Körpers in die Vermessungsprozesse. Dabei, so meine Auslegung, fehlt der Verweis auf die Historizität des Affektiven und ein Verständnis der verwendeten Modelle und Metaphern, die sich in die erkenntnistheoretischen Vorbedingungen der Laborpraktiken, ihrer Instrumentarien und der (digitalen) Technologien eingeschrieben haben. Ohne eine kritische Einbettung der empirischen Experimentalanordnung verschiebt sich die »affektive Vermessung der Welt« (Bargetz 2019, 366) hin zu einer Instrumentalisierung des Affekts, als Chiffre für das vordiskursive, – vermeintlich – von Sozialisierung Bereinigte und kann in Zeiten digitaler Erkenntnisproduktion im Sinne einer unberührten Authentizität aufgefasst werden. Eine solche (Über-)Betonung des Affekts ignoriert laut Bargetz,

> dass nicht alle in gleicher Weise öffentlich über Affekte verfügen können. So werden gerade vergeschlechtlichte, rassisierte und klassisierte Subjekte häufig mit (ganz bestimmten, zumeist negativ konnotierten) Affekten »überassoziiert«. In der Zirkulation der Affekte bleiben schlechte Gefühle an manchen Körpern eher als an anderen haften (vgl. Ahmed 2010, 215). (2019, 366)

Der Affekt bringt den Körper in Stellung, um selbst in der Prozesshaftigkeit und der vermeintlichen Unbestimmtheit dieser Leerstelle des Digitalen aufzugehen.

Die angestrebte Verknüpfung mental-psychischer mit physiologischen Prozessen verweist auf den Effekt einer mathematisierten Wahrnehmung, die auf die stete Zurichtung des Körpers zum Zwecke seiner Erweiterung durch technisch digitale Andockstellen hinausläuft. Das auf Prozesse und Abläufe konzentrierte und stark fragmentierte wie miniaturisierte Kör-

perwissen dient gleichzeitig seiner Ökonomisierung und Verwaltung und fungiert als Schnittstelle für die Übertragung des Labors in die Gesellschaft. Diese Erweiterung der Laborlogiken in die Gesellschaft findet über den Körper des Individuums als Adressat dieser Technologien statt. Der affektierte Körper ist somit Effekt und Ausgang einer Laboratisierung von Gesellschaft.

Das nächste Kapitel fasst die bisher im Buch beschriebenen Stränge der Mathematischen Logik und der Entstehung von morphologischen wie artifiziellen Neuronenmodellen zusammen. Erst die Zusammenführung beider Bereiche führt zur Stochastik und zu den Computermodellen der Computational Neurosciences, die im Anschluss an die Kritik der instrumentellen Vernunft mithilfe des Konzepts der Mathematisierung von Wahrnehmung näher betrachtet werden sollen.

Kapitel 5: Mathematisierung der Wahrnehmung

The problem is that we try to express things in numbers, but we don't need numbers, we need passion –
James Baldwin

In den ersten vier Kapiteln dieses Buches habe ich ausgehend von der Geschichte der Mathematischen Logik jene erkenntnistheoretischen Effekte herausgearbeitet, die sich in die wissenserzeugenden Technologien und Neuronenmodelle eingeschrieben haben. Kapitel 3 und 4 beschreiben die konkrete Weiterentwicklung mathematischer Werkzeuge in der experimentellen Erkenntnisproduktion computerbetriebener Neurowissenschaften, die sich heute dadurch auszeichnen, dass sie auf die Daten aus verschiedenen Disziplinen zurückgreifen, um sie in ihren Computermodellen und Simulationen zusammenzubringen und über die Verknüpfung biologischer, physiologischer und kognitiver Daten zu neuen Erkenntnissen zu gelangen. Der von mir in der Untersuchung der Computational Neurosciences vorgenommene Schwerpunkt auf mathematische Einschlüsse soll im Folgenden expliziert werden. Ein vielleicht näherliegender Fokus wäre die Logik gegenwärtiger Computer, ist es doch der Computer, der sich in den letzten 30 Jahren vor allem in seiner Rechenleistung so fundamental weiterentwickelt hat, dass er zum bedeutendsten Instrumentarium in Laborpraktiken, unter anderem durch die Etablierung von Computermodellen und Simulationen, und der Wissensproduktion wurde. Es sei hier angemerkt, dass der Computer selbst, entgegen der laienhaften Vorstellung davon als originäres Arbeitsinstrument der Mathematik, keineswegs mit reinen Zahlen arbeitet, sondern mit Werten, Daten, Relationen und Prämissen, eingebaut in Algorithmen, die auf Codes basieren. In einer durchcomputerisierten, Daten und Vorhersagen erzeugen-

den Welt – Entwicklungen, die für dieses Buch und die Computational Neurosciences ebenfalls einen wichtigen Bezugspunkt darstellen – hätten die eigenständige Dynamik des Computings und der ihr innewohnenden Softwareanwendungen ebenfalls einen Ausgangspunkt darstellen können. David M. Berrys Buch *The Philosophy of Software* (2011) gibt hierfür Werkzeuge an die Hand, indem Berry das Coding als Kulturtechnik beschreibt, die zu einer beobachtbaren Computerrationalität führe, die er aber nicht mit der instrumentellen Vernunft verwechselt wissen möchte. Im Gegenteil, schreibt Berry:

> I argue for a distinction between computationalist and instrumentalist notions of reason. I use the definition of instrumental rationality as the application by an actor of means to ends through mathematics, empirical knowledge and logic. […] In effect, instrumental rationality is a mode of reasoning employed by an agent. In contrast, computational rationality is a special sort of knowing, it is essentially vicarious, taking place within other actors or combinations and networks of actors (which may be human or non-human) and formally algorithmic. (2011, 13)

Sein Verständnis einer instrumentellen Rationalität betont den Akteur in der Anwendung von Mathematik, empirischem Wissen und Logik und erkennt darin ein Mittel zum Zweck. Sein Konzept der Computational Rationality hebt sich von der instrumentellen Vernunft durch die Verschiebung des argumentierenden Akteurs in das fluide ›Zwischen‹ anderer Akteure und Netzwerke ab.

Das Aufkündigen eines gerichteten Argumentierens durch Algorithmen ist jedoch nicht hilfreich bei der Klärung der Frage, was denn die spezielle Art von Wissen ausmacht, die nicht im, sondern durch den Computer hervorgebracht wird. Um sich diese spezielle Form von Wissen genauer anzuschauen, brauchte es die Vergegenwärtigung erkenntnistheoretischer Problemstellungen, die in den letzten 300 Jahren enorm von der Mathematik beeinflusst wurden – wie etwa die Debatten rund um Logik. Konkret geschah dies durch mathematische Formalisierungen, das mathematische Argumentieren und seine spezifische Beweisführung, durch die Loslösung von Erfahrung, die Erweiterung des Rahmens, für den Aussagen getroffen werden können, die Tendenz zur epistemischen Verallgemeinerung, weg vom Besonderen und hin zum Allgemeinen, und eine neue Zeitlichkeit, die ein Jetzt nicht kennt, sondern mithilfe von Wahrscheinlichkeitsannahmen Ereignisse in der Zukunft vorhersagt, wobei die exakte Angabe abgelöst wird durch eine Annäherung. Aus diesen Gründen ist die Mathematisierung und nicht die Computerisierung

der zentrale Aspekt, der die Spezifik des hier untersuchten Wissensbereichs ausmacht und der im Zusammenspiel mit den Codierungsmöglichkeiten des Computers erschaffen wurde.

Im Anschluss an die Definition der Mathematisierung der Wahrnehmung verdeutliche ich an den Beispielen des ›algorithmic‹ und ›predictive brain‹, dass die Idealisierung des Gehirns im Rahmen seiner Berechenbarkeit weniger mit der exakten Codierung der Prozesse einhergeht (die oft simuliert, aber nie bewiesen werden können) als vielmehr mit der Setzung der Arbeitsweise des Gehirns als mathematisch-algorithmisch, das, so der Tenor, immer schon algorithmische Entscheidungen trifft in dem Sinne, dass nach einem exakt geregelten Ablauf unter Zuhilfenahme statistischer Mittelungen Vorhersagen vorgenommen werden.

1 Einführung in das Konzept: Mathematisierung der Wahrnehmung

1.1 Mathematisierung

Die Mathematik beansprucht für sich eine logische Disziplin zu sein, die zunächst nichts anderes im Sinne hat, als eine formale Sprache zu entwickeln um den ehernen Naturgesetzen zum Ausdruck zu verhelfen. Die gegenwärtige Mathematik ist das Produkt weit in die Geschichte zurückreichender Debatten, in denen neben erkenntnistheoretischen Fragen, einschließlich ihrer tiefgreifenden Weiterentwicklungen und Ausdifferenzierungen, auch immer wieder der Bezug zur Logik diskutiert wurde. Die Ausdifferenzierung der Mathematik und ihre vielfältige Anwendung in nahezu allen Bereichen der Wissensproduktion, vom Experiment bis zur Simulation und den Visualisierungen von Wissen, machen es oftmals schwierig, ihre intrinsische Logik in den einzelnen Bereichen herauszuarbeiten. Auch die in Kapitel 4 ausführlich beschriebene Laboratisierung von Gesellschaft, also die Übertragung und Ausweitung laborativer Praktiken, etwa in den Computermodellen und Simulationen des Mathematischen Labors (Bruder 2017, 118), und das beständige Sammeln und Analysieren von Daten spielen eine nicht zu unterschätzende Rolle.

Bertrand Russell (1872–1979) und Alfred North Whitehead (1881–1947) setzen in ihrem Gesamtwerk Logik mit Mathematik gleich: Alles, was Logik ist, ist Mathematik. Henri Poincaré (1854–1912), Physiker und Mathematiker, sieht die eigentliche Tätigkeit von Mathematikern nicht darin, Objekte zu

studieren, sondern die Beziehungen zwischen den Objekten (Poincaré 1908). Ian Hacking schreibt, dass Mathematik weniger eine Disziplin sei als vielmehr ein Organismus (2014, 71). Für ihn umreißt Mathematik die Probleme, derer wir uns als Gesellschaft annehmen müssen, und gleichzeitig stelle sie die Konzepte bereit, mit denen wir uns den Problemen zuwenden sollen. Blickt man auf die Geschichte der Mathematischen Logik und die heutigen Anwendungsgebiete der Mathematik, wird diese zur sinnstiftenden Gesetzmäßigkeit in erkenntnistheoretischen Prozessen: Mathematische Logik leitet den erkennenden Blick auf Strukturen und Muster, differenziert und kategorisiert, überträgt Kategorien und Variablen in Symbole und Gleichungen, die wiederum mathematisch geformte Kausalitäten, Korrelationen und Erkenntnisse hervorbringen.

Hacking nennt in seiner Abhandlung *Why Is There Philosophy of Mathematics At All?* (2014), in der er nach Gründen für die Notwendigkeit einer Philosophie der Mathematik sucht, neben dem logizistischen, programmatischen und institutionellen auch einen neurohistorischen Einflussbereich von Mathematik. Hacking bezieht sich dabei auf die hier auf den letzten Seiten hinlänglich vorgestellte Annahme, dass das Gehirn auf Basis mathematischer Regeln arbeitet und sich daraus die Notwendigkeit zum Erschließen der Welt mithilfe mathematischer Regelhaftigkeiten ergibt. Den Einfluss der Mathematik auf ein neurohistorisches Verständnis des Gehirns beschreibt Hacking als einen Zusammenschluss von der Vorstellung dessen, was Mathematik charakterisiert und derer, die Mathematik betreiben: »It has long been taught by otherwise quite different schools of thought, that mathematics is the study of structure and order, a study with peculiar appeal to people with autistic tendencies.« (Ebd., 52) Mathematik ist also das, was Menschen tun, deren Gehirne im besonderen Maße dafür geeignet sind, und diese Menschen finden sich besonders gehäuft an mathematischen Institutionen, an Orten also, wo ihre ordnungs- und strukturliebenden Eigenheiten die Norm sind, was wiederum die Institutionen festigt. Ein weiterer Effekt dieser ›Mathematisierung‹ ist die aktuell geführte Debatte über die *extreme male brain theory* (Baron-Cohen 2008), die besagt, dass Menschen im autistischen Spektrum über ein neurophysiologisch besonders ›männliches‹ Gehirn verfügen. Der Einfluss der Mathematik auf die Annahme, wie das menschliche Gehirn Denkvorgänge prozessiert und rational argumentiert, evoziert in der Kombination mit einem mathematischen, als universal verstandenen Objektivitätsanspruch, eine vergeschlechtlichte Annahme vom männlich-rationalen Gehirn, das sich

implizit auch in den weiter unten beschriebenen Konzepten algorithmischer und vorhersagender Gehirne wiederfindet.

In den bisherigen Kapiteln des Buchs konnte entlang der Ideengeschichte der Mathematischen Logik gezeigt werden, wie diese Eingang in die Wissens- und Erkenntnisproduktion generell und hier speziell in die Modelle und Simulationen neuronaler Prozesse gefunden hat. Die Nachempfindung komplexer Systeme mittels stochastischer Prozesse beruht auf einer langen Vorgeschichte der Reduktion und Zurichtung, der Erweiterung und graduellen Anpassung, der Übertragung und Übersetzungen und letztlich vor allem der Unterwerfung von Prozess- und Kommunikationsberechnung unter die Logik der Mathematik und der Statistik. Dazu gehört laut Stegmüller unter anderem die ›induktive Logik‹, unter der letztlich »alle Arten des Schließens zu verstehen [sind], bei denen die Conclusio über den Gehalt der Prämissen hinausgeht und daher nicht mit absoluter Sicherheit behauptet werden kann« (Stegmüller in Carnap 1959, 1). Und weiter analysiert er:

> [D]ie induktive Logik hat die Aufgabe, derartige intuitiv und instinktiv angewendete Verfahren ans klare Tageslicht zu bringen, sie zu analysieren und in der Gestalt exakter Regeln zu formulieren. Der Grundbegriff der induktiven Logik ist der Wahrscheinlichkeitsbegriff; denn die induktiven Schlüsse sind alle Wahrscheinlichkeitsschlüsse. Eine Klärung dieses Begriffes ist daher eines der Hauptprobleme, welches man bei der Errichtung eines Systems der induktiven Logik zu lösen hat. (Ebd., 2)

Die induktive Logik, derer sich heute alle Methoden bedienen, die mit Wahrscheinlichkeitsrechnung arbeiten, auch die Stochastik, bringt, basierend auf mathematischen Prämissen, auch neue Formen des logischen Schließens und Beweisens hervor. Beweisführung ist seit jeher ein umkämpfter Terminus, entscheidet er doch über die Objektivität und Wissenschaftlichkeit einer Disziplin und begründet die charakteristische Beschaffenheit des regelkonformen Schließens und Argumentierens der Mathematik.

Der mathematische Beweis

In den ersten drei Kapiteln habe ich die Vorannahmen des mathematischen, logischen Schließens herausgearbeitet. Ebenso bedeutsam wie die mathematische, statistische Logik für das wissenschaftliche Schlüsseziehen ist das darin enthaltene Verhältnis von mathematischem Beweis und dem integrierten Wahrheitsbegriff. Obwohl mathematikhistorische beziehungs-

weise mathematikphilosophische Arbeiten (Husserl 1887; Wittgenstein 1989 [1956], Hacking 1964 und 2014; Krüger/Daston/Heidelberger 1987; Peckhaus 1995; Mehrtens 1990a, 1990b, 2004; Heintz 2000) die Subjektivität, Sozialität und den Wandel der mathematischen Disziplin zeigen konnten, verfügt die Mathematik über einen objektiven Mehrwert, den sie unter anderem aus der Deutungshoheit des mathematischen Beweises zieht. Die logische Herleitung des mathematischen Beweises macht die Mathematik zur Ausnahmedisziplin: »The only great point of divergence between mathematics and the other sciences lies in the circumstance that experience only whispers ›yes‹ or ›no‹ in reply to our questions, while logic shouts.« (Wiener 1923, 271f.)

Der mathematische Beweis aber war und ist vielfältig: Es gibt verschiedene Arten, einen mathematischen Beweis vorzunehmen, zusätzlich unterliegt der mathematische Beweis einem steten Wandel. Zwei sehr unterschiedliche Visionen des mathematischen Beweises finden sich etwa bei Leibniz und bei Descartes – wo Ersterer die Länge des mathematischen Belegs preist, sieht Letzterer den richtigen Weg in der Kürze und Konkretheit des Schlüsseziehens. In den letzten 50 Jahren hat sich das Verständnis vom mathematischen Beweis fundamental geändert: »Fifty years ago it was taken for granted by most mathematicians, logicians, and philosophers that demonstrative proof is a yes-or-no matter. Either a proof is valid, or it is fallacious, and that's that.« (Hacking 2014, 63) Dieser Wandel lässt sich dadurch erklären, dass heute insbesondere statistische und stochastische Schlussfolgerungen relevant sind, die auf algorithmischen Paradigmen des Ordnens und Kontextualisierens sowie auf in die Zukunft gerichteten Wahrscheinlichkeitsrechnungen beruhen, die anhand von Annäherungswerten, heißt wie wahrscheinlich ein bestimmtes Ereignis in der Zukunft eintritt, vorgenommen werden. Wahrscheinlichkeit lässt sich prozentual angeben und so würde heute kein*e Mathematiker*in mehr infrage stellen, dass »[p]roof, like any other kind of evidence, comes in degrees« (ebd.). Mathematisches Schlussfolgern ist heute eng mit wahrscheinlichkeitsorientierten Annäherungen verknüpft, die nicht mehr absolut die Wahrheit einer Aussage mit Null oder Eins angeben, sondern mit der graduellen Angabe darüber, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Ereignis eintritt oder eine Aussage zutrifft. Diese Annäherungen, die numerisch zwischen Null und Eins liegen können, sind nicht mehr im mathematischen Sinne Beweise, sondern ermöglichen es, Rückschlüsse zu ziehen.

Experimentelle Mathematik, Mathematik als Anwendung in Physik und Physiologie

Nicht nur haben sich verschiedene Visionen der Beweisführung herausgebildet, auch im Hinblick auf seine Anwendungen wird der mathematische Beweis fortwährend angepasst, besonders in der Physik und Physiologie. Für den Einsatz im Experiment oder heute in den Berechnungen stochastischer Prozesse, in Computermodellen und Simulationen, wird auf eine anwendungsorientierte Mathematik zurückgegriffen, die für das Analysieren physikalischer und chemischer Prozesse entwickelt wurde. Die mathematischen Anwendungen der theoretischen Physik oder experimentellen Mathematik unterscheiden sich unter Umständen von den Werkzeugen der theoretischen Mathematik: »The mathematics of theoretical physics will seem a different type of thing from arithmetic or Euclidean geometry […]. The mathematics in the physicist's toolbox – and the way it is used – looks very different from that of the geometer or the number theorist.« (Hacking 2014, 50) Gleichzeitig stecken einige der traditionellen mathematischen Überlegungen in eben jenem aktuell zur Anwendung kommenden physikalischen, physiologischen ›Werkzeugkasten‹: »›[P]hysicist's toolkit‹, a surprising amount of which is a collection rather old mathematical tools in modern garb.« (Ebd.)

Die Einführung experimenteller Mathematik, zum Beispiel durch Computermodelle und Simulationen, führt zu einem verstärkten Gebrauch mathematischen Argumentierens und Schlussfolgerns, genauer zu »mathematical reasoning both in modelling the micro and macro universes around us and in designing programmes in which the models are embedded« (ebd., 64). Durch die anwendungsorientierte, experimentelle Mathematik verstärken sich mathematische Argumentationsweisen in den Modellen physikalischer Phänomene – wie etwa der Funktionsweise neuronaler Netze. Die ausgehend von der Logik eines allgemeingültigen mathematischen Aufbaus von Welt praktizierte Wissensproduktion gibt sich mit der Verwendung mathematischer Modelle selbst einen kohärenten Auftrag:

> Experimental mathematic provides the best argument for »Platonism« in mathematics: that is, the idea that mathematics is just »out there« a given. […] But in contrary to many philosophers, this does not leave everything the same, not to worry. (Ebd.)

Exakt diese Gelassenheit einer zunächst naiv daherkommenden mathematischen Argumentationsweise, allein an den Gesetzmäßigkeiten der Welt und ihren Prozessen interessiert zu sein, darüber aber eine gänzlich neue Sprache, veränderte Logik und transformierte Kausalzusammenhänge hervorzubringen und später mit ihrer mechanischen Übertragung den Informations-, Kommunikations-, Lern- und Entscheidungsbegriff völlig umzudrehen, ist maßgeblich für die Entwicklung, die hier mit dem Begriff der Mathematisierung der Wahrnehmung beschrieben wird.

Mathematische Modelle basieren einerseits auf abstrakten, ungenau gehaltenen Begriffen wie Netzwerk, Ordnung und Unordnung sowie Variabilität, die in ihrer Übersetzung in die formal-mathematische Sprache, als mathematischer Wert zwischen 0 und 1, für sich stehen und inhaltlich nicht näher definiert werden müssen. Gleichzeitig müssen sie im dualen Universum der boolschen Algebra als Gegensätze modelliert werden: Die Anwesenheit von Ordnung bedeutet also zumindest die numerische Abwesenheit von Unordnung und *vice versa*. Allerdings kann diese Beschreibung der Welt und des Status quo bereits im nächsten algorithmischen Schritt wieder zurückgenommen beziehungsweise kann ein anderes Verhältnis gesetzt werden, denn in selbstlernenden Algorithmen wird die Entscheidung beziehungsweise das Verhältnis über An-/Abwesenheit von Ordnung und/oder Unordnung jeweils neu gestellt. Das Paradigma des Ausschlusses aber bleibt bestehen, das Ähnlichkeitsparadigma etwa sucht nicht mehr nach entweder/oder, sondern nach Mustern, die dem erwarteten Ergebnis möglichst nahe kommen. Der beste Weg, um gute Simulationen zu modellieren oder exakte Vorhersagen neuronaler Aktivität zu erreichen, ist, genauestens über die Dinge informiert zu sein, die vorhergesagt werden sollen.

1.2 Wahrnehmung

Der Begriff der Wahrnehmung deckt mehrere Bedeutungsebenen ab, die im Zusammenhang mit einem mathematischen Verständnis von Welt einhergehen. Die erste Ebene umfasst allgemein die Erkenntnisprozesse, deren Erkenntnisproduktion mittels Technologien, die mathematischer Logik folgen, geschieht und darüber die Wahrnehmung dessen, was erkannt werden soll, stark prägt. Die zweite Ebene verweist auf den epistemologischen Begriff der Wahrnehmung in Anlehnung an die instrumentelle Vernunft: Was kann überhaupt über die Welt wahrgenommen werden, wenn der Argumentation mathematischer Modelle und Technologien gefolgt wird? Auf der dritten

Ebene ist Wahrnehmung hier auch als Sinneswahrnehmung zu verstehen, denn auch die menschlichen Sinne wurden einer Mathematisierung unterworfen, wie die Geschichte der Physiologie zeigt. Die numerische Erfassung von durch Sinneseindrücke ausgelöster Reizverarbeitung und die daraus resultierenden Reaktionen und Affekte unterstellen Wahrnehmungsprozessen einerseits geregelte Abläufe und eine zeitliche Dimension, und andererseits werden Sinneseindrücke in mathematisch, weil numerisch verwaltbare und unterscheidbare, abgegrenzte Systeme unterteilt und in eine hierarchische Ordnung gebracht.

Gleichzeitig steht die Verwendung des Begriffs der (Sinnes-)Wahrnehmung in der Tradition von Walter Benjamin und Friedrich Kittler, die die Technisierung und Vermessung menschlicher Sinneserfahrungen und Sinneseindrücke miteinander verweben und herausstellen, dass diese sich gegenseitig bedingen: »Die Art und Weise, in der die menschliche Sinneswahrnehmung sich organisiert – das Medium in dem sie erfolgt – ist nicht nur natürlich, sondern auch geschichtlich bedingt.« (Benjamin 1966, 14) Technologien dienen als vermittelndes Medium, ohne die »man nichts über seine Sinne weiß, bevor nicht unsere Medien [aka Technologien] Modelle und Metaphern dafür bereitstellen« (Kittler 2002, 28).

Auf einen weiteren beobachtbaren Effekt der Mathematisierung von Wahrnehmung soll hier kurz der Blick gerichtet sein, ohne darauf näher eingehen zu können. Der methodische Fokus, Wahrnehmungsprozesse mithilfe neuronaler Netze zu erklären, fördert nicht nur eine Konzentration auf die Vorgänge des Gehirns, sondern bringt auch einen Fokus auf das Sehen, das Auge und auf assoziatives, über Repräsentationen vermitteltes Denken mit sich. Sehen und Wahrnehmen werden in den mechanischen und mathematischen Neuronenmodellen seit McCulloch und Pitts gleichgesetzt, unterschiedlich ist nur die Form, in der das zu Sehende dem Gehirn als Information angeboten wird. Für diese Fokussierung auf das Auge als Hauptsinn gibt es viele Gründe. Ein Effekt davon ist jedenfalls eine spezifische Technikentwicklung, die sich vor allem an das Auge richtet, angefangen bei den Kommunikationstechnologien bis hin zu Virtual Realities. Mit dem Analyseinstrument der Mathematisierung von Wahrnehmung lassen sich somit weitere technologische Entwicklungen der letzten Jahre betrachten.

Nach der Herleitung der Begriffe Mathematik und Wahrnehmung im Konzept der Mathematisierung von Wahrnehmung werde ich im Folgenden eine Definition des Konzepts selbst wagen. Im Anschluss an Weizenbaums Kritik der instrumentellen Vernunft erweitert das Konzept der ›Mathe-

matisierung‹ die zweckrationalistische Verfasstheit von Vernunft um die epistemischen Effekte der Mathematischen Logik.

2 Mathematisierung der Wahrnehmung. Von der Automatisierung des Denkens zum informierten Fühlen von Fakten

All science as it grows toward perfection becomes mathematical in its ideas – Whitehead 1911, 14

Für das hier im Folgenden vorgestellte Konzept einer Mathematisierung der Wahrnehmung stellt sich nun konkret die Frage, welcher Bereich der Mathematik die Grundlage für die behauptete Mathematisierung bildet. Und welchen Mehrwert hat die Geschichte der Mathematik für das Verständnis der (Computational) Neurosciences und der eher in der KI verorteten ›Neuronalen Netzwerke‹, die wiederum als Modelle und in Form von selbstlernenden Algorithmen aus den Neurowissenschaften heraus begannen, ein mathematisches, konnektionistisches Eigenleben zu führen?

Der Kybernetiker Norbert Wiener wirft einen Blick in die Technologiegeschichte und hält fest: »Wenn das 17. und das frühe 18. Jahrhundert das Zeitalter der Uhren war und das späte 18. und das 19. Jahrhundert das Zeitalter der Dampfmaschinen, so ist die gegenwärtige Zeit das Zeitalter der Kommunikation und der Regelung.« (1992, 74) Gleichzeitig sieht der Vordenker von gegenwärtig im Aufschwung begriffenen künstlichen Intelligenzen und neuronalen Netzen die Anleihen der Kybernetik in der Mathematischen Logik und bei Leibniz.

> An diesem Punkt kommt ein Element hinzu, das wiederholt in der Geschichte der Kybernetik auftritt – der Einfluß der mathematischen Logik. Wenn ich unabhängig von der Geschichte der Wissenschaft einen Schutzpatron für die Kybernetik wählen sollte, würde ich Leibniz nennen. (Ebd., 40)

Wiener nennt Leibniz nicht zufällig, denn dieser hat bereits einige mathematische Vorannahmen getroffen, die sich später auch in der Kybernetik wiederfinden. Zu nennen sind hier etwa: die von Leibniz erstmals initiierte Formalisierung hin zu einer Mathematischen Logik; seine Absicht, eine universelle Sprache einzuführen zum besseren Verständnis logischer Prozesse; seine Vorstellung von umfangreichen mathematischen Beweisen, für deren Berech-

nung er bereits kalkulierende Rechenmaschinen empfahl; sowie der Wunsch nach einer umfangreichen, möglichst umfassenden Enzyklopädie, die sich heute in Form des Internets ein Stück weit bewahrheitet hat.

Seit Wieners Einschätzung vom ›Zeitalter der Kommunikation und der Regelung‹ ist viel passiert, insbesondere die von Wiener theoretisch mitgestalteten Neuronenmodelle wurden konsequent weiterentwickelt, gestützt durch einen enormen Technisierungsschub leistungsstarker Computer. Gleichzeitig ist das kybernetische Erbe in den gegenwärtigen Neuronenmodellen nach wie vor präsent: die mathematische Verfasstheit der Regelungsmechanismen, die heute als stochastische Berechnungen in den parallel geschalteten Einheiten die Weitergabe von Information regeln, ebenso wie die auf Aussagenlogik beruhende Algebraisierung der Kommunikationstechnologien.

Das Konzept der Mathematisierung von Wahrnehmung verknüpft die Geschichte der Mathematischen Logik mit der Implementierung selbiger in die Neuronenmodelle der Computational Neurosciences, aber auch darüber hinaus in die auf künstlicher Intelligenz basierenden Technologien, um auf die Bedingungen gegenwärtiger Erkenntnisprozesse aufmerksam zu machen. Mathematisierung der Wahrnehmung stellt eine neue Form der Objektivität dar, eine Objektivität, die ihre Spuren vor vielen Jahren gelegt hat, aber erst jetzt, unter anderem durch die starke Rechenleistung heutiger Computer, zu ihrer vollständigen Implementierung in Erkenntnisprozesse geführt hat. Im Anschluss an Lorraine Dastons und Peter Galisons Projekt, eine Geschichte der *Objektivität* (2017) zu schreiben, lässt sich als Effekt einer Mathematisierung der Wahrnehmung aktuell ein weiteres Zeitalter ausmachen, nämlich das der stochastischen Objektivität. Die technische Verschmelzung der Analyse riesiger Datenmengen mit statistischen-stochastischen Wahrscheinlichkeitsrechnungen, die in den letzten Jahren stattfand, hat zu verobjektivierten Bedingungen der Erkenntnisapparaturen geführt.

Für die Erfassung der Mathematisierung der Wahrnehmung orientiere ich mich an der von Nikolas Rose und Joelle Abi-Rached zur Untersuchung der Neurowissenschaften eingeführten Methodologie. Neurowissenschaftliche Wissensproduktion, so der Gedanke, lässt sich anhand dreier Zugänge erfassen: der Verortung in Raum und Zeit, der verwendeten Technologien und der Praktiken, die sich in der Erkenntnisproduktion herausgebildet haben (*spatial/temporal, technological, practicing* [Rose/Abi-Rached 2013, 55]). Die methodologische Klassifikation der drei Ebenen zeichnet sich nicht durch klar abgrenzbare Bereiche aus, sondern hilft im Gegenteil zu erkennen, wie stark

die Konzeptionen der einzelnen Bereiche miteinander verknüpft sind. Gleichzeitig werde ich im Folgenden für alle drei Bereiche nachweisen, wie stark sich mathematische Vorstellungen in den Untersuchungsgegenstand eingeschrieben haben und weshalb demzufolge von einer Mathematisierung gesprochen werden kann.

Bezüglich der Verortung in Raum und Zeit zeigt die historische Analyse, »dass das Gehirn, bevor es zum Raum wurde, der vermessen und abgebildet werden konnte, zunächst als ein zusammenhängendes, eigenständiges Organ gedacht werden musste« (Fitsch 2014, 230). Und nicht nur das Gehirn musste als ›Denkraum‹ ausgewiesen werden, auch die Bestimmung Neuronaler Netze erfolgt über ihre räumliche und zeitliche Struktur. Die Kybernetik zieht die aus der Elektronik bekannte Reihenschaltung als räumliche und zeitliche Ordnungsstruktur heran, die das hintereinander geschaltete Verarbeiten von Informationen erklären soll. Schnell wird die ›Architektur‹ der neuronalen Netzwerke komplexer gefasst. Die Parallelverarbeitung in vielen miteinander verschalteten, aber selbstständig gefassten, selbstorganisierten Netzwerken verweist auf die Hardware-Software-Struktur moderner Computer. Das Addieren und Subtrahieren sowie Hemmen von Informationen und Reizen sind hierbei wichtige Schlagworte. Gleichzeitig kam es durch die Einführung der Infinitesimalrechnung und später der Wahrscheinlichkeitsberechnungen zu einer Neuordnung von Zeitlichkeit. Bei der Infinitesimalrechnung steckt die Unendlichkeit schon im Namen, mit der sich unbekannte Variablen aufgrund der Zerlegung der Welt in unendlich viele, kleine Teile berechnen ließ. Die unterteilten Abschnitte können als eigenständig berechenbare Variablen in einer Gleichung hintereinander berechnet werden und gleichzeitig am Ende etwas Zusammenhängendes, zum Beispiel eine Kurve, beschreiben. Sie können darüber hinaus Teilbereiche definieren, differenzieren, ihre Relationalität in den Unendlichkeitsraum verlegen und über die Integration geometrischer Funktionen die Variablen wieder einholen, angleichen und gleichmachen. Im 20. Jahrhundert forderte die Wahrscheinlichkeitstheorie als die wichtigste Zutat aktueller stochastischer Berechnungen die Raum-Zeit heraus. Die Wahrscheinlichkeit ist hier nicht mehr zeitlich oder räumlich konnotiert, im Sinne einer ewig währenden Zeit oder den unendlichen Weiten des Universums, sondern eines Tuns. Das Gesetz der großen Zahl verlangt möglichst viele, unendlich viele Durchgänge, etwa eines Würfelwurfs, um den Wahrscheinlichkeitswert, eine Sechs zu würfeln, bei 1/6 zu stabilisieren. Jede stochastische Berechnung oder auf Wahrscheinlichkeit basierende Simulation geht von einem angenäherten Wert aus, den es stabil nur in der unendlichen Wieder-

holung einer Handlung gibt. Für den in den Neurowissenschaften und den Neuronenmodellen ebenfalls weithin verwendeten bayesschen Wahrscheinlichkeitswert stimmt diese klare Verlagerung ins Unendliche jedoch nicht, verknüpfte Bayes doch die Wahrscheinlichkeit mit einem Erwartungswert, der sich wiederum aus gemachten Erfahrungswerten speist und sich damit der Statistik und der gaußschen Normalverteilung wieder annähert. Hieran wird deutlich, dass es sehr unterschiedliche Wahrscheinlichkeitskonzepte gibt, die jeweils gleichberechtigt in den Neurowissenschaften verwendet werden. Gleichzeitig werden diese oft nicht transparent ausgewiesen, noch ihre erkenntnistheoretischen Implikationen berücksichtigt.

Die verschiedenen Zugänge über die verwendeten Technologien und Praktiken lassen sich kaum voneinander trennen: Die Mathematisierung der Technologien in den Computational Neurosciences ist vielfältig und lässt sich schwerlich von der Ebene der entwickelten (Untersuchungs-)Praktiken unterscheiden, sind doch die erkenntnisleitenden Praktiken, gerade in den computerbetriebenen wissenschaftlichen Disziplinen, auf sinnstiftende (Computer-)Technologien angewiesen. Als Beispiel kann hier der mathematische Beweis herangezogen werden, der heute von Computern durchgeführt wird. Der mathematische Beweis ist eine wichtige Praktik, die die Mathematik als objektive und der Logik verpflichtete Disziplin auszeichnet und ihr Ansehen begründet. Dieses Ansehen überträgt sich auf auch auf Computermodelle und rechnergestützte Simulationen, basieren sie doch auf mathematischen Berechnungen und der darin eingeschriebenen Mathematischen Logik. Sie generieren nicht nur das Wissen über biologische neuronale Netzwerke, indem sie versuchen, deren Funktionsweise nachzubauen, sondern sie bestimmen auch darüber, was von der synaptischen Tätigkeit sichtbar gemacht wird beziehungsweise was als für die Informations- und Reizverarbeitung notwendig angesehen wird. Die Modellierung Neuronaler Netzwerke speist sich einerseits aus den numerisch bezifferten Werten biochemischer Messungen der Membrandurchlässigkeit, der Ionenkanäle etc. und andererseits aus der Systematik mathematischer Gleichungen, die den Ablauf der Feuerungstätigkeit von der Synapse über die nächste Synapse hin zu größeren Neuronenverbänden gewissermaßen in Form einer mathematischen Formel nachzeichnet. In eben diese Vorannahmen darüber, welches synaptische Verhalten für die neuronale Vernetzung wichtig ist, über die Struktur neuronaler Netze und über ihre Kommunikationswege und -formen sind ganz konkret mathematische Modelle eingeflossen. Das Hodgkin-Huxley-Modell ist eine von verschiedenen formalisierten Vorlagen,

die zur Berechnung bestimmter Teilbereiche neuronaler Netzwerktätigkeit herangezogen werden kann. Mit Hilfe dieser Modelle können Experimentalanordnungen mathematisiert und in die Berechnungsstrukturen von Computermodellen implementiert werden.

Wichtig für ein Verständnis der Mathematisierung der Wahrnehmung sind einerseits die erkenntnistheoretischen Effekte, die sich durch theoretische Vorannahmen in das Wissen über den Menschen und das Gehirn einschreiben. Andererseits werden die mathematisch-statistischen Formalisierungen in die wissensgenerierenden Technologien eingeschrieben und werden so zu einem universalen Werkzeug. Der Mathematisierung der Wahrnehmung immanent ist eine formalisierte Mathematik, die sich an physikalischen Prozessen orientiert. Die Philosophin und Wissenschaftstheoretikerin Gabriele Gramelsberger nennt dies eine »physikaffine Mathematik« (2020, 392). Daran aber, so Gramelsberger weiter, »laboriert die Biologie, der ein wesentlich komplexerer Prozess- und Ordnungsbegriff wie auch Identitätsbegriff zugrunde liegt.« (Ebd.) Das heißt, um biologische neuronale Netzwerke zu beschreiben, ist die physikaffine Mathematik, wie sie hier im Buch vorgestellt wurde, kaum geeignet.

Wie ich in Kapitel 1 und 2 zeigen konnte, ist die Ideengeschichte der Mathematik und der Logik eng mit den Vorstellungen über die Funktionsweise des Geistes verbunden. Das lässt sich auch für die aktuellen Modelle kognitiver, neuronaler Verarbeitung aufzeigen. Der Konnektionismus verankert nicht nur eine bestimmte Art der Reizverarbeitung durch die Funktionsweise vorhersagender neuronaler Netze im menschlichen Gehirn, sondern implementiert hierdurch eine ganz bestimmte Mathematische Logik in die Modelle des Denkens. Die essenzielle Suche in den computerbetriebenen Neurowissenschaften konzentriert sich auf den Mechanismus, mit dem das Gehirn Entscheidungen trifft, und darauf, welche Art von Entscheidungsstrukturen Neuronale Netzwerke aufbauen, um Entscheidungen treffen zu können. ›Entscheidung‹ wiederum meint hier nicht abzuwägen, welche Entscheidung richtig oder falsch ist. Jede Einheit eines – artifiziell wie organisch modellierten – Neuronalen Netzwerks trifft beständig Entscheidungen, indem sie prüft, ob ein Reiz unverändert weiterverarbeitet werden kann, weil er der Kausalmatrix des entsprechenden Netzwerks entspricht, oder ob eine Fehlerkorrektur erfolgen und der Reiz zurück ins Netzwerk gespeist werden muss. Diese Entscheidungen werden – so die Vorstellung der Computational Neurosciences – aufgrund von Wahrscheinlichkeiten vorgenommen, also von

Ähnlichkeitsparadigmen, die darüber Auskunft geben, wie ähnlich die jeweils zu verarbeitenden Reize dem bereits programmierten Muster sind.

Stochastische Berechnungen sind das Mittel zum Zweck in den Computational Neurosciences, der Neuroinformatik, der Neurobiologie – eigentlich in allen Disziplinen, die mithilfe von Computermodellen und Simulationen Daten analysieren und modellieren. Dennoch lassen sich innerhalb dieses Feldes fundamentale Unterschiede ausmachen, wie und vor allem mit welchem Selbstverständnis welche Wahrscheinlichkeitsannahmen und stochastischen Kalküle angewendet und verallgemeinert werden. Insbesondere lassen sich Unterschiede in den Annahmen über die neuronale Architektur feststellen, innerhalb derer die mathematische Prozessierung vorhersagender Entscheidungsmuster stattfindet. Stochastik stellt den epistemologischen Rahmen für die Modellierung, innerhalb derer Daten eingebunden, analysiert und ausgewertet werden. Stochastische Prozesse helfen dabei, das Gehirn »als ein extrem komplexes System zu verstehen, das aus ganz vielen Elementen besteht, und erst in dem Zusammenwirken dieser Elemente entstehen kollektive Effekte« (Interview 2, 1:25:00). Stochastisch bedeutet zufällig, weshalb Stochastik auch als Mathematik der Daten und des Zufalls bezeichnet wird. Sie fasst, wie bereits ausgeführt, die Wahrscheinlichkeitstheorie und die mathematische Statistik zusammen. In stochastischen Berechnungen stellt die Wahrscheinlichkeitstheorie die Prämissen für die mathematische Modellierung von Vorgängen bereit. Auf der Grundlage dieser Prämissen liefert die Statistik Verfahren, um aus Beobachtungsdaten Modellparameter zu bestimmen und Aussagen über die Angemessenheit der Modellierung machen zu können. Mittels stochastischer Prozessberechnungen können experimentelle Beobachtungsdaten mit bereits existierenden und funktionierenden Modellen kombiniert und analysiert werden. Die Analyse findet dabei über die Einbindung in ein Computermodell oder eine Simulation statt, deren Verhalten und Effizienz geprüft werden, wodurch den Daten eine Bedeutung zugewiesen wird. Auswertung bedeutet in diesem Zusammenhang das Vorhersagen von Verhalten. Die Computational Neurosciences zum Beispiel greifen, wie am Neuronenmodell von McCulloch und Pitts beschrieben, für ihre Modellierungen auf Daten aus der Biologie und aus biochemischen Prozessen zurück.

Andere Herangehensweisen an stochastische Prozesse erfordern andere Modelle: stochastische Prozesse, das heißt Zufallsprozesse, und eine nicht lineare Dynamik. Das sind zwei sehr wichtige Felder, um neurobiologische Systeme zu verstehen. Stochastizität ist die Grundlage für das Modellieren und Simulieren, aber auch für das Verständnis neuronaler Systeme. Welche Pro-

zesse als stochastisch gefasst werden, das bestimmt das Modell beziehungsweise die Tatsache, ob Daten oder Werte eines bestimmten Prozesses mithilfe anderer Methoden oder Experimentaltechnologien abgeleitet werden konnten. Stochastische Prozesse sind auch an der Modellierung und Berechnung künstlicher neuronaler Netzwerke beteiligt. Gleichzeitig verwenden nicht alle Forscher*innen der Computational Neurosciences das gleiche Modell künstlicher neuronaler Netzwerkalgorithmen (s. Kap. 2).

In dem Modell artifizieller neuronaler Netzwerke bestimmt sich die Architektur, also das Netzwerk selbst, aus zufälligen Prozessen. Das ist aber nicht immer der Fall. In den datengetriebenen Modellierungen der Computational Neurosciences werden bestimmte Prozesse als stochastisch definiert, andere, wie etwa das Netzwerk, als statisch angenommen. Eine von mir interviewte Person erläuterte das folgendermaßen:

> Wenn man ein Netzwerk aus Neuronen hat und die Neuronen sind die Knoten von diesem Netzwerk und die Synapsen deren Verbindung, und diese einzelnen Knoten, die werden jetzt beschrieben durch das Membranpotenzial von unserem Neuron, das macht Spikes und das ist ein dynamischer Prozess und dieser dynamische Prozess, der ist stochastisch. Die einzelnen Neuronen, die sind stochastisch, aber die einzelnen Netzwerke, die werden größtenteils als statisch betrachtet. Die Konnektivität zwischen den Neuronen, die wird oftmals als stationär angenommen, obwohl das natürlich nicht stimmt. Auch die Synapsen – die Verbindung, die ändern sich sowohl abhängig von Erfahrung und Lernen und so, also das ist natürlich ein wichtiges Thema in C.N., das heißt synaptische Plastizität, dass sich die Synapsen und die Verbindungsstärken selbst verändern, aber auch, da gibt's auch selbst Zufälligkeit in den Verbindungen. Aber wenn man, wenn ich meistens drüber nachdenke, über die Zufälligkeit und die Stochastizität, denke ich, dass die einzelnen Neuronen, dass die stochastisch feuern. Und das ist die Stelle, in der das Rauschen ins Nervensystem kommt (Interview 2, Min. 13f.).

Das Modell der künstlichen Feedforward-Netze greift auf Modelle der Kognitionspsychologie zurück, insbesondere das im Anschluss an Überlegungen von Helmholtz von den Wissenschaftlern als ›Helmholtz-Maschine‹ (Dayan et al. 1995) bezeichnete Neuronenmodell, in dem das Gehirn Reize über Abgleiche verarbeitet, um anhand von Modellen mögliche Ursachen vorherzusagen und in das System als Fehlerkorrektur wieder einzuspeisen (vgl. Clark 2013, 182). Neu ist allein der Gedanke der Backpropagation (Fehlerrückführung),

die über die spezifische Anordnung kleiner kaskadischer Einheiten im Top-down-Verfahren Fehler korrigieren und diese Behebung in das nächste System weitertragen, die also das ›eigenständige‹ Lernen neuronaler Netzwerke erklären soll.

Die Mathematisierung von Wahrnehmung drückt die allumfassende Implementierung mathematischer Logiken und Prämissen in heutige erkenntnisleitende Werkzeuge, Theorien und Modelle sowie die verwendeten Technologien aus. Die Theorien und Methoden sind durchdrungen von mathematischen Logiken, rational-logischen Abläufen und statistischen Vorhersagen. Im Folgenden werden die Effekte der Mathematisierung am Beispiel des algorithmischen und des vorhersagenden Gehirns vorgestellt.

3 Etwas Besseres als die Natur? Effekte der Mathematisierung von Wahrnehmung: *algorithmic* und *predictive brain*

Computational Neurosciences sind nicht nur ein erstaunlich interdisziplinär arbeitendes Feld, auch die Bezüge in andere Teilbereiche der Hirnforschung treten deutlich zutage. Allianzen und Überschneidungen gibt es nicht nur mit experimenteller Mathematik, Informatik, theoretischer Physik, Neuroinformatik und künstlicher Intelligenzforschung, die Debatten über die physische Verfasstheit des Gehirns reichen auch in die Psychologie, die Philosophie (des Geistes) und die Kognitionswissenschaften. Aus einigen Überschneidungen der Teilbereiche sind wiederum neue Subdisziplinen entstanden. Die Neurowissenschaft konnte sich so einerseits zu einer eigenständigen Disziplin herausbilden, die sich mit dem Gehirn beschäftigt, gleichzeitig deckt die Bezeichnung ein enorm breites Feld mit vielen Unterdisziplinen und methodischen Zugängen ab, die teilweise ein ähnliches, aber mitunter auch völlig unterschiedliches Verständnis des Gehirns, des Mentalen, der Psyche und der jeweiligen zerebralen Prozesse beinhalten. Der Fokus dieses Buches liegt nur auf einem sehr kleinen Bereich dieses breiten Feldes, auch, und das wurde auf den letzten Seiten hoffentlich deutlich, wenn es immer wieder konzeptionelle wie theoretische Überschneidungen gibt und epochenabhängige Tendenzen, in denen sich eine mathematische Mechanik des Geistes durchsetzte.

Hinter die heute wohl unumstrittene »Einsicht, dass niemand ohne Gehirn denken könne« (Fitsch 2013, 5), dass es also das Gehirn ist, das Gedanken, Gefühle, Bewusstsein und Erinnerung hervorbringt, kann nicht mehr zurückgegangen werden. Ebenso hat sich die Erkenntnis durchgesetzt, dass für die

Verarbeitungs- und Wahrnehmungsprozesse ein Zusammenspiel neuronaler Netzwerke verantwortlich ist. Wie diese Architektur aussehen muss, um ein komplexes, neuronales System mit diesen vielfältigen Eigenschaften hervorzubringen, das ist heute Ausgangspunkt sowohl vieler gesellschaftlicher Debatten als auch für die verschiedenen Subdisziplinen in den Neurowissenschaften.

In den Computational Neurosciences werden Neuronale Netzwerke unter der Annahme eines synaptischen Verhaltens einzelner Neuronen konzeptualisiert, deren Tätigkeit auf die Feuerungsraten einer ganzen Neuronengruppe übertragen wird. Auf Grundlage der singulären Feuerungsrate wird also das Zusammenwirken neuronaler Gruppen modelliert und simuliert. Zentral hierfür ist die Annahme von Verbindungsstärken, die sich aufgrund von Erfahrung und Nutzung als Lerneffekt verdicken und bei häufigerer ›Verwendung‹ ausprägen:

> As we are sure that many synapses are plastic, that is, they can change their strength with experience, it is also important to know the abstract rules imposed in such changes by the intricate biochemistry of a neuron. Thus a net is characterized by the properties of the units that make it up, the way they are connected together, and the algorithms used to change the strength of those connections. (Crick 1989, 129)

Völlig unklar hinsichtlich der Ausgestaltung dieser neuronalen Architektur ist jedoch unter anderem, welche Kriterien für die Entwicklung neuronaler Strukturen verantwortlich sind. Wie führt die Feuerungsrate einer einzelnen Synapse zu synaptischen Verbindungen, die sich wiederum zu neuronalen Clustern zusammentun? Welche Merkmale entscheiden darüber, welches der strukturell voneinander abgegrenzten Netzwerke sich gegen die umliegenden neuronalen Verbindungen durchsetzt? Neben anderen Erklärungsansätzen in der Entwicklungstheorie des Nervensystems identifiziert ein Ansatz den Wettbewerb und Konkurrenzverhalten als wichtiges Grundprinzip in der plastisch organisierten Ausbildung von Nervenverbindungen: »Plasticity through competition […] the labels do not change, and the flexibility in connectivity is possible through competition.« (Sterrat et al. 2014, 302)

Die hier vorgestellten und auf Analogien aus der Computertechnologie basierenden mathematischen Logiken konnten mithilfe rechenstarker Computer komplexer ausgestaltet werden. Die Basis dieser Überlegungen und der komplexer werdenden Modelle sind und bleiben jedoch die vorher vorgenom-

menen Reduktionen, die somit immer noch Teil des gegenwärtigen Verständnisses unseres Gehirns sind.

Heute sind Algorithmen unter anderem ein mathematisches Werkzeug der Beweisführung. Algorithmen sind auf Erfahrung beruhende, operationalisierte Verfahren, um Probleme zu lösen und/oder Handlungsanweisungen zu erstellen und an die Hand zu geben. In stochastischen Algorithmen, die Wahrscheinlichkeitsrechnung und Statistik verbinden, werden Problemlösungen und Handlungsanweisungen ein und dasselbe. Um dies zu verdeutlichen, stelle ich im Folgenden zwei Beispiele vor: das *algorithmic brain* oder auch algorithmische Gehirn und das Konzept des *predictive brain* oder auch vorhersagendes Gehirn.

Algorithmisches Gehirn

Was ist mit dem algorithmischen, was mit dem vorhersagenden Gehirn gemeint? Ein Algorithmus beschreibt zunächst einmal die Vorgehensweise bei der Lösung eines Problems. Etwas konkreter charakterisiert ein Algorithmus die Art der Vorgehensweise, mit der ein Problem gelöst werden soll, nämlich das schrittweise Abarbeiten klar vorgegebener, endlicher Arbeitsaufträge in einer durchführbaren, bestimmten Zeitspanne (*finite time*). Algorithmen gibt es keineswegs erst seit der Erfindung von Computern. Die Bezeichnung Algorithmus geht auf den Namen des in Bagdad lehrenden Mathematikers, Astronomen und Geografen Abu Dscha'far Muhammad ibn Musa Chwārizmī (780–835/850) zurück. Dieser beschäftigte sich mit indischen Zahlschriften, übertrug die Null aus dem indischen in das arabische Zahlensystem und machte die Null damit für heutige ›moderne‹ mathematische Zahlensysteme nutzbar. Eben jene Schrift, in der er die Null in die arabische Zahlschrift einführte, trug in einer lateinischen Fassung den Titel *Algoritmi de numero Indorum*, also »Al-Chwarizmi über die indischen Zahlen« (herausgegeben in Rom 1857), von dem später die Bezeichnung Algorithmus abgeleitet wird. Chwārizmī gilt bis heute als einer der bedeutendsten Mathematiker, neben der Übertragung der Null aus dem indischen Zahlensystem sowie der Einführung konkreter Regeln und eindeutiger Handlungsvorschriften für das Rechnen mit Dezimalzahlen geht auch der Begriff der Algebra, also das Rechnen mit Unbekannten in Gleichungen, auf seine Schriften zurück. Damit schuf er mehrere wichtige mathematische Werkzeuge, die bis heute, nicht zuletzt im Computer, Anwendung finden. Auch George Boole lässt sich viele Jahre später in seinen Arbeiten zur boolschen Algebra von der indischen Logik und dem

indischen Zahlensystem inspirieren (s. Kap. 2). Seine Algebraisierung der Logik gilt heute ebenfalls als Vorläufer der Computerlogik. Algorithmen wurden also zum Lösen mathematischer Probleme eingeführt und sind seither Werkzeuge zum Rechnen. Für die Implementierung in den Computer erhielten Algorithmen eine weitere formalisierende Zuspitzung, um sie für die Logik des Computers nutzbar zu machen.

Die Funktionsweise von Algorithmen wird gerne mit Kochrezepten verglichen, als detaillierte Beschreibung exakter Schritte, die am Ende ein immer gleich schmeckendes Gericht hervorbringen. Dieser Vergleich ist irreführend und unzureichend und verkennt das Wesentliche eines Algorithmus.

> Bei Algorithmen geht es nicht um den einen Plan, um aus einem Labyrinth zu entkommen. Es geht darum, wie man den Weg immer findet. Darin liegt ihre Stärke, und das macht sie verdächtig. Der Unterschied zwischen einem Kochrezept, das alles auf einen Einheitsbrei reduziert, und dem Algorithmus, bei dem aus einem Prinzip eine ungeahnte Vielfalt wächst, ist leicht zu übersehen. (Stiller 2015, 63)

Der Mathematiker Sebastian Stiller sieht die Aufgabe von Algorithmen eher darin, das Verhältnis von Einzelfall und Prinzip neu zu ordnen:

> Oft geht es nicht um die Verhandlungen für ein einzelnes Geschäft, sondern darum, wie man unzählige unterschiedliche Geschäfte immer wieder erfolgreich abschließt. Nicht um den einen Impfstoff, sondern um das Verfahren, mit den immer neuen Grippeviren Schritt zu halten. Nicht um den von Hand maßgeschneiderten Anzug, sondern die Konfektion, nicht um die individuelle Empfehlung des Buchhändlers, sondern die personalisierten Filmempfehlungen von Online-Filmverleihen, nicht um das persönliche Verkaufsgespräch, sondern die personalisierten Werbebanner im Internet, nicht um die Eroberung der einen Liebe des Lebens, sondern um die Masche des Pick-Up-Artist. (Ebd.)

Die Bedeutsamkeit von Algorithmen liegt also laut Stiller darin, dass sie, einmal gefunden, allgemeingültige Lösungswege anbieten. Dank schneller Rechenleistung bedeute dies aber gleichzeitig nicht länger, dass es nur ein Entweder-oder gibt, »Einzelfall oder Einheitsbrei. Es gibt etwas dazwischen: das einfache Prinzip, das Vielfalt entstehen lässt.« (Ebd., 64) Dieses Prinzip liegt in den Anfangskonfigurationen der Lösungswege; das Wesentliche eines Algorithmus aber ist zunächst »nicht die feste Regel, sondern die Vielfalt dessen, was sich daraus ergibt. Ein Kochrezept produziert immer das gleiche

Gericht. Ein Algorithmus produziert je nach Input eine unvorhersehbare Vielfalt.« (Ebd., 65) Eine Vielfalt, die jedoch stark auf der Verallgemeinerung der Universalisierung von Problemen und Lösungsansätzen beruht und die eine Einheit der Klassifikationen sowie standardisierte Situationen voraussetzt. Denn letztlich bleiben Algorithmen mathematische Operationen in kleinen Schritten, die sich über ihre klassifikatorische Familie, der sie zuzuordnen sind, bestimmen.

> Die Theorie der Algorithmen entstammt der gleichen Ideenfamilie wie die Bemühungen um die Grundlagen der Arithmetik, allgemeiner die Grundlagen der Mathematik, Ende des 19. und zu Beginn des 20. Jahrhunderts. Dabei geht es darum, jenen Teil des Selbstverständnisses der Mathematik einzulösen, nach dem diese aus elementaren und formalisierbaren Schlussfolgerungen aufgebaut werden. (Ebd., 49)

Dieses algorithmische Denken, betont Stiller, verändert einerseits *was* wir denken, aber auch *wie* wir denken: »Wir denken mit anderen Methoden und Kriterien über diese Welt nach. […] Es verändert den Einzelnen und die Gesellschaft im Ganzen.« (Ebd., 32) Stiller geht noch einen Schritt weiter, bewertet diese Veränderung und sieht unsere »alltägliche Klugheit« jetzt schon durch »die Produkte des algorithmischen Denkens verkümmern.« (Ebd.)

In den Neurowissenschaften stellt sich nunmehr seit einigen Jahren die Frage, ob das menschliche Gehirn über Algorithmen verfügt. Mit Algorithmus kann dabei zweierlei gemeint sein: erstens auf neuronaler Verarbeitungsebene, also mit Blick darauf, ob die Verarbeitung in den neuronalen Netzwerken anhand algorithmischer Handlungsabläufe zu Entscheidungen führt, oder zweitens, ob das menschliche Denken und Handeln sich *per se* algorithmischer Logiken bedient. Für beide Verständnisse werde ich im Folgenden ein Beispiel vorstellen.

»Does the human brain have algorithms?«, fragen die beiden Autor*innen Sule Yildirim (heute Yildirim Yayilgan) und Ronald L. Beachell (2006) und meinen damit Algorithmen, die klare Schritt-für-Schritt-Anweisungen beinhalten, Problemlösungsansätze beschreiben oder Lösungen ausführen (vgl. ebd., 1). Ausgehend von dieser Definition, stellt sich nun die Frage, ob es einen so verstandenen Algorithmus auch im Gehirn gibt:

> Algorithms in the context of our approach consist of a series of steps and/or rules to perform a task. The non-symbolic algorithms may be innate or learned. Some combinations of steps and rules may exist in the brain as

> building block algorithms which may be combined with other steps and rules to form complex algorithms. (Ebd.)

Und weiter definieren Yildirim Yayilgan und Beachell »non-symbolic concepts as a means to accomplish some tasks and therefore to explain some functions of cognition« (ebd., 7). Im Grunde genommen verstehen sie Algorithmen als Prozesse, die im Sinne von Wenn-dann-Gesetzen in komplexen Systemen ablaufen. Als Beispiel greifen sie auf eine Situation zurück, in der das Gehirn eine Entscheidung darüber treffen soll, ob das Seewasser zum Baden (zu) kalt ist und wenn ja, was dann zu tun sei:

> The biological neural realization that we choose for the human brain has representations for the concept of cold lake water. It also has representations for steps (processes or actions) and rules including »sensing« – »If-Then« and »get out of«. One can link these to each other as follows in a biological neural realization where the concepts are represented by neuron clusters and processes (steps or rules in an algorithm) are represented by neural structures. (Ebd., 4)

Um die Anwendung eines algorithmisch arbeitenden Gehirns zu garantieren, braucht es klare Aussagen, die wiederum klare Anweisungen ergeben. Der Algorithmus für das Verhalten in kaltem Wasser kann als Text oder im Anschluss an die Programmiersprache als Befehl ausgedrückt werden: ›Wenn das Wasser zu kalt ist (definiert durch eine festgelegte Temperatur), dann geh aus dem kalten Wasser.‹ – »This can be broken down and represented symbolically as a sequence of steps: sense (LAKEWATER) IF cold, THEN (next step) get out of (LAKEWATER).« (Ebd.) Die beiden Autor*innen kommen zu dem Ergebnis, dass es sehr gut sein kann, dass das Gehirn mithilfe algorithmischer Formalisierungen Reize verarbeitet und Entscheidungen trifft.

Dieses erste Beispiel zeigt, wie die Logik parallel verarbeitender Computer und die Notwendigkeit, diese in die Problematik der Wenn-dann-Verschaltungen einzubauen, in die Vorstellung von Denkprozessen Eingang fand. Das im Folgenden präsentierte zweite Beispiel zeigt, wie die Logik der großen Zahl und der Wahrscheinlichkeit in die Vorstellung ›geregelter‹ Abläufe menschlichen Lebens integriert wurde.

Algorithmen sind klar überprüfbare Handlungsanweisungen, deren Ergebnisse weder der Wahrheitsfindung dienen noch eine Grundlage bieten, um ethische und politische Fragen zu diskutieren. Algorithmen, so die Überzeugung zumindest der beiden Autoren Brian Christian und Tom Griffiths im

zweiten hier aufgeführten Beispiel, lassen sich nicht nur in die Verarbeitung paralleler Prozesse einbinden. Der Mehrwert dieser Art der Entscheidungsfindung ergibt sich aus der konsistenten Anbindung an die Naturgesetze der Wahrscheinlichkeitsrechnung, die nicht nur die kognitiven Prozesse bestimmen, sondern das Denken im Allgemeinen:

> Most broadly, looking through the lens of computer science can teach us about the nature of the human mind, the meaning of rationality, and the oldest question of all: how to live. Examining cognition as a means of solving the fundamentally computational problems posed by our environment can utterly change the way we think about human rationality. (Christian/Griffiths 2016, 4)

So lässt sich in der Kognitionswissenschaft auch eine Algorithmisierung der Logik als erkenntnistheoretische Brille zur Erfassung der Welt ausmachen. Es zeigt ein weiteres Mal den Wandel, auf den bereits an anderer Stelle verwiesen wurde (die ›fehlende‹ halbe Sekunde in Kap. 4): der Wandel von der Auseinandersetzung und Nutzbarmachung des Unbewussten zur Oberhoheit und Nutzbarmachung des Bewussten. Im 2016 erschienenen Buch *Algorithms to live by* geben Christian und Griffith ein wirkmächtiges Credo aus, das sich als ein Ergebnis einer Mathematisierung der Wahrnehmung bezeichnen lässt: Den Autoren zufolge laufen alle Entscheidungsfindungen des Menschen nach algorithmischen Regeln ab. Sie halten fest: »Living by the wisdom of computer science doesn't sound so bad after all. And unlike most advice, it's backed up by proofs.« (Ebd., 9)

Welcher Art sind die Beweise, die die Informatik bereithält und auf die hier verwiesen wird? Christian und Griffiths argumentieren, dass sich Algorithmen auf logischem Wege, quasi als goldene Regeln, in unserer Art des Denkens oder konkreter in der menschlichen Entscheidungsfindung wiederfinden lassen. Als Beispiele verweisen die beiden auf klassische Fragen aus der Statistik, übertragen auf alltägliche, aber weitreichende Entscheidungen wie die Partner*innenwahl oder der Aktienkauf. Sie definieren in ihrer Theorie Algorithmen als Abfolge festgelegter Schritte zur Lösung eines Problems. Damit werden Algorithmen zu Anleitungen, die ›uns‹ das Leben erleichtern: »[A]n algorithm is just a finite sequence of steps used to solve a problem, and algorithms are much broader – and older by far – than the computer. Long before algorithms were ever used by machines, they were used by people.« (2016, 6) Um das algorithmische Konzept von der mechanisch-tech-

nischen Logik des Computers zu lösen, erweitern sie den Algorithmusbegriff kurzerhand um alle Tätigkeiten, für die es einen Ablaufplan gibt:

> When you cook bread from a recipe, you're following an algorithm. When you knit a sweater from a pattern, you're following an algorithm. When you put a sharp edge on a piece of flint by executing a precise sequence of strikes with the end of an antler – a key step in making fine stone tools – you're following an algorithm. Algorithms have been a part of human technology ever since the Stone Age. (Ebd.)

Diese sehr allgemein gehaltene Definition von ›Algorithmen fürs Leben‹ (*algorithms to live by*) basiert auf lebenspraktischen Weisheiten, auf der praktischen Anleitung menschlicher Angelegenheiten und ist eher eine sehr menschliche ›Art des Denkens‹ als ein feststehender Wissensschatz. Durch die Verortung von algorithmischen Abläufen in Tätigkeiten, die bereits im Steinzeitalter vom Menschen durchgeführt wurden, wird diese ›Art des Denkens‹ naturalisiert und der kulturelle und erkenntnistheoretische Aspekt von Algorithmen negiert. Durch die Übertragung algorithmischen Denkens (das eigentlich ein Tun ist) bereits auf das Steinzeitalter und auf alle Formen alltäglichen Handelns (wobei außer Acht gelassen wird, dass es sich beim Kochen und Stricken um Kulturpraktiken handelt) können die beiden Autoren Algorithmen als intuitive, dem Menschen inhärente Weise des Schlüsseziehens formalisieren und gleichzeitig, wenn auch unausgesprochen, in die menschliche DNA einbauen. So steht bei Christian und Griffiths die Suche nach einer allgemeingültigen Formel, nach der ›Logik der Logik‹ im Vordergrund, die mit mathematischen Gesetzmäßigkeiten plausibilisiert werden soll. »In this book, we explore the idea of human algorithm design – searching for better solutions to the challenges people encounter every day.« (Ebd., 6) Das Studium des Innenlebens von Computern, so die Autoren, kann darüber Aufschluss geben, wie wir denken und entscheiden, was wir glauben und wie wir uns verhalten sollten: »Even in cases where life is too messy for us to expect a strict numerical analysis or a ready answer, using intuitions and concepts honed on the simpler forms of these problems offers us a way to understand the key issues and make progress.« (Ebd., 7)

Algorithmen sind ein altbewährtes mathematisches Werkzeug und ihr Einsatz ist nicht auf Computer beschränkt. Dennoch sind sie mathematische Anleitungen für mathematische Probleme, deren intrinsisch eingelagerte algorithmische Mehrwerte durch ihren Einsatz in mathematisch-technisch engineerten Welten des Computers einen weiteren erkenntnistheoretischen

Wandel erfahren haben. Christian und Griffiths haben entschieden, diesen historischen, epistemischen Bedingungen keine weitere Beachtung zu schenken, sondern Algorithmen als Metapher für ein tieferes Verständnis der Entscheidungsprozesse im menschlichen Denken anzunehmen:

> The solutions to everyday problems that come from computer science tell a different story about the human mind. Life is full of problems that are, quite simply, hard. And the mistakes made by people often say more about the intrinsic difficulties of the problem than about the fallibility of human brains. Thinking algorithmically about the world, learning about the fundamental structures of the problems we face and about the properties of their solutions, can help us see how good we actually are, and better understand the errors that we make. (Ebd., 8)

Die 37-Prozent-Regel als Algorithmus für alltägliche Entscheidungen

Ein Beispiel einer ›algorithmischen Lebensweisheit‹, die laut Christian und Griffiths Aufschluss über die menschliche algorithmische Verfasstheit geben soll, ist die sogenannte 37-Prozent-Regel. Sie gilt als Antwort auf das *optimal stopping*-Problem, also die Frage, wann man aufhören sollte weiterzusuchen. Dieses Problem existiert auch in der mathematischen Berechnung selbstorganisierender, komplexer Systeme, die Daten und Prozesse iterierend (wiederholend) in das System/Netzwerk einspeisen. Um diesen Iterationsmechanismus zu stoppen, braucht es eine Variable, die extra in das System programmiert werden muss. Und selbstverständlich stellt sich die Frage, wann eine Berechnung, und damit das Wachstum eines Systems, gestoppt werden muss. Mit der goldenen Regel von 37 Prozent können laut Christian und Griffiths das sogenannte Sekretär*innenproblem ebenso wie Ungereimtheiten in Liebesangelegenheiten ein für alle Mal gelöst werden.

Um diese algorithmische Regel anzuwenden, braucht es zunächst eine konkrete Problembeschreibung, die sich nicht darüber bestimmt, welche Option am Ende wirklich gewählt wird, sondern wie viele Optionen überhaupt in Betracht gezogen werden, um einen Pool an Möglichkeiten zu generieren. Begibt man sich auf die Suche nach einer*m passenden Sekretär*in oder dem perfekten Liebesmatch, bestimmt sich das Problem der Suche nur noch durch zwei Variablen: zu früh oder zu spät aufzuhören. Hört man zu früh auf, bleibt die am besten geeignete Person unentdeckt. Hört man zu spät auf, werden

die Ansprüche zu hoch gesteckt, und es wird auf eine noch bessere Bewerbung gewartet, die gar nicht kommen kann. Die optimale Strategie besteht also darin, die richtige Ausgewogenheit zwischen zu früh und zu spät zu finden, ein Zustand, der sich numerisch exakt mit 37 Prozent beziffern lassen soll:

> Enumerating these scenarios for four applicants tells us that we should still begin to leap as soon as the second applicant; with five applicants in the pool, we shouldn't leap before the third. As the applicant pool grows, the exact place to draw the line between looking and leaping settles to 37 % of the pool, yielding the 37 % Rule: look at the first 37% of the applicants, choosing none, then be ready to leap for anyone better than all those you've seen so far. (Ebd., 16)

Aber wann sind 37 Prozent erreicht, und wann sollte man aufhören zu suchen? Das sogenannte Sekretär*innenproblem lässt sich ebenso auf andere große Fragen des Lebens, zum Beispiel die Suche einer*s Partner*in fürs Leben, anwenden. In Christians und Griffiths' Buch stellt sich ein Mathematiker dieser Aufgabe:

> He didn't know how many women he could expect to meet in his lifetime, but there's a certain flexibility in the 37 % Rule: it can be applied to either the number of applicants or the time over which one is searching. Assuming that his search would run from ages eighteen to forty, the 37 % Rule gave age 26.1 years as the point at which to switch from looking to leaping. A number that, as it happened, was exactly [the persons] age at the time. So when he found a woman who was a better match than all those he had dated so far, he knew exactly what to do. He leapt. ›I didn't know if she was perfect (the assumptions of the model don't allow me to determine that), but there was no doubt that she met the qualifications for this step of the algorithm. So I proposed,‹ he writes. (Ebd., 18)

Ganz so einfach läuft es in Liebesdingen, wenn man die Partner*innensuche bei Christian und Griffiths denn so nennen möchte, natürlich nicht immer ab, selbst bei den größten Mathematiker*innen nicht. Dass sich die goldene Regel der 37 Prozent dennoch immer wieder, zumindest in der Retrospektive, bestätigt, das zeigt sich auch bei dem Astronomen und Mathematiker Johannes Kepler, der, so die beiden Autoren, nicht nur mit den Sternen kämpfte, sondern auch irdische Sorgen bewältigen musste:

> After the death of his first wife in 1611, Kepler embarked on a long and arduous quest to remarry, ultimately courting a total of eleven women. Of the first four, Kepler liked the fourth the best (»because of her tall build and athletic body«) but did not cease his search. »It would have been settled,« Kepler wrote, »had not both love and reason forced a fifth woman on me. This one won me over with love, humble loyalty, economy of household, diligence, and the love she gave the stepchildren.« […] His thoughts remained with number five. After eleven courtships in total, he decided he would search no further. »While preparing to travel to Regensburg, I returned to the fifth woman, declared myself, and was accepted. (Ebd., 19)

Kepler und seine fünfte Frau Susanna Reuttinger, über deren Leben man in der mathematischen Denkübung leider nichts weiter erfährt, lebten, zumindest nach den Standards der Autoren zu urteilen, glücklich bis ans Ende ihrer Tage.

Die von Christian und Griffiths aufgeführten Beispiele zeigen, dass die Anwendung der algorithmischen Logik auf einer klaren Trennung von einerseits einer numerisch getriebenen Ratio und andererseits von in der Gefühlswelt verorteten Fragen wie dem Finden der großen Liebe beruht. Erst die Unterwerfung der Gefühlsebene unter die Logik von Zahlen, Prozenten und Statistiken führt zu einer Lösung zum vermeintlichen Wohle aller. Hierfür muss zunächst der zu erfassende Gegenstand als klar definierbares (da erst dann lösbares) Problem deklariert werden. Die Rahmung als Problem bestimmt die Art, wie damit umgegangen werden muss: Allein durch die Einhaltung einer bestimmten Handlungsweise kann die Aufgabe zu einem erfolgreichen Abschluss geführt werden. Das Problem wie die Problemlösung basieren auf den Alltagserfahrungen der beiden weißen, männlichen, akademischen Autoren, die die Trennung von rationaler und emotionaler Ebene durch die nicht kontextualisierte Verwendung undefinierter Begrifflichkeiten wie Liebe, Anziehung und Zuneigung statistisch einhegen und somit der Logik eines verallgemeinerbaren Algorithmus unterwerfen. Die 37-Prozent-Regel ist das Stichwort, die Regel, die besagt, wann man aufhören sollte zu suchen, und die Aufforderung, nicht immer alle (möglichen) Optionen in die Entscheidungsfindung mit einzubeziehen. Das algorithmische Gehirn zeichnet sich, so Christian und Griffiths, durch die unbewusste, aber stete Anwendung statistischer Regeln aus. Das Beispiel der 37-Prozent-Regel wurde hier angeführt, um zu illustrieren, wie verbreitet die Übertragung mathematischer Modelle auf das Gehirn ist.

4 Algorithmen als Bestätigung intuitiver, heißt richtiger Entscheidungen

Das Gehirn ist bei Christian und Griffiths schon lange nicht mehr Ausführungsorgan algorithmischer Abläufe – hier werden weniger die neuronalen Prozesse beschrieben als vielmehr die Logik alltäglicher, sozialer Entscheidungen unter den Prämissen von Statistik, Mittelwerten und Wahrscheinlichkeiten. Das algorithmische Gehirn steht symbolisch für eine längst vollzogene Übertragung mathematischer, stochastischer Logik auf das Gehirn, nicht nur als konkrete Erklärung für die neuronale Funktionsweise, sondern auch als Metapher, als sinnstiftende Bezeichnung dessen, was den Menschen und seinen Geist ausmacht. Die Mathematisierung der Wahrnehmung beschreibt, wie durch die Implementierung von Stochastik und Wahrscheinlichkeit in die wissensproduzierenden Technologien diese Verfahren auf das Gehirn zurückübertragen werden: In der Folge sind es nun also Stochastik und Wahrscheinlichkeit, die als mathematische Grundgesetze auch über unsere bewussten und unbewussten Entscheidungen herrschen.

In der Vorstellung algorithmischer Gehirne steckt indes nur eine stark vereinfachte Definition algorithmischer Funktionsweisen. Mit dem Verweis, dass Algorithmen deutlich älter sind als ihre Anwendung im Computer, wird der Minimalkonsens einer einfachen schrittweisen Anleitung verifiziert und enttechnologisiert. Die stark reduzierte und für alle verständliche Algorithmusdefinition dient als Brücke, um die regelgeleitete Abfolge von Arbeitsschritten zu verallgemeinern, um sie als Vorgehensweise für – fast – alle nicht ›chaotischen‹ und effizienten Durchführungen von Prozessen und Entscheidungsfindungen zu beschreiben. Auf dieser Basis lassen sich alle Abläufe als natürlich und programmierbar fassen, und die enttechnologisierte und gleichsam naturalisierte Definition dient überdies als Metapher, um sie unter die Logik einer regelhaften Abfolge zu subsumieren und nachvollziehbar werden zu lassen. In einem nächsten Schritt soll der Algorithmus nicht mehr allein die Arbeitsweise neuronaler Prozesse einfangen, sondern dient dazu, algorithmische Vorgehensweisen als originär dem ›gesunden Menschenverstand‹ inhärent zu betrachten. So gelingt es, auch vermeintlich intuitive Entscheidungen als vernunftgeleitet zu beschreiben. Damit werden zum einen die Spezifik von in Computern verwendeten mathematisch verfassten Algorithmen und ihre epistemischen Auswirkungen negiert. Durch das Unsichtbarmachen ihrer historischen Gewordenheit werden Algorithmen essenzialisiert und zu einer mathematischen Regelhaftigkeit der Natur stilisiert. Zum

anderen wird mit dieser Universalisierung vergessen, dass die ›schrittweise Verarbeitung‹ in der Anwendungsdefinition computergestützter Berechnungen durch Algorithmen nicht vollständig beschrieben wird. Algorithmen, so die Kritik (Stiller 2015, 63), sind eben nicht mit einem Rezept und der schrittweisen Bearbeitung von Handlungsanweisungen vergleichbar.

Der Mehrwert des *algorithmischen Gehirns* liegt in seiner Verallgemeinerbarkeit: Das Prinzip Algorithmus wird durch die vorher erfolgte Verknüpfung von Geist und Mechanik beziehungsweise mathematischer Prozessverarbeitung auf die bewussten und unbewussten Entscheidungsfindungen des Menschen übertragen. Das in diesem Konzept verwendete, stark reduzierte Algorithmusverständnis, das als Hintereinanderabarbeiten von Lösungsschritten zusammengefasst werden kann, gilt in den Neurowissenschaften jedoch inzwischen als überholt und wurde durch die Modellierung rekurrenter Algorithmen abgelöst. Die gegenwärtigen Neuronenmodelle zum Verständnis künstlicher wie biologischer neuronaler Netzwerke unterliegen der (mathematischen) Logik der Selbstorganisation: Die Selbstorganisation der neuronalen Netzwerke ist den Systemen immanent und läuft durch die Festlegung einer programmierten Kausalmatrix mit zugehörigen Kausalzusammenhängen, dem eigenständigen Erkennen von Fehlern und dem iterativen Wiedereinspeisen der Daten ohne Intervention von außen ab. Neuronale Netzwerke, so die Annahme, benötigen keine externen Lehrer mehr, alle Fehlererkennung, alle darauf basierenden Vorhersagen und Entscheidungen kann das System aus sich heraus generieren, und die Gesamtheit von Welt mit ihren kausalen Zusammenhängen ist in die (mathematische) Logik des Systems eingelagert. Dieses Verständnis von Gehirnfunktion wurde auf die Formel *predictive brain* gebracht, um das es im folgenden Unterkapitel gehen wird.

4.1 Vorhersagendes Gehirn: Vorher wissen, was als Nächstes kommt

Die Mathematisierung der Wahrnehmung hat zu einer Universalisierung epistemologischer Anforderungen bei der Bewältigung der Datenanalyse geführt (s. hierzu Kap. 4). Problemlösungen, auch in den Computational Neurosciences, sind prinzipiell zu mathematischen Herausforderungen geworden. Meist handelt es sich dabei um Probleme, die sich allgemein auf Fragen der Stochastik, der Komplexität und der Machbarkeit algorithmischer Berechnungen in einer Polynominalzeit beziehen (die Polynominalzeit gibt den Zeitrahmen vor, in der sich Komplexitätsprobleme berechnen lassen müssen, siehe Kap. 3). Die größere Herausforderung für stochastische

Prozesse sind heute Probleme, für deren Lösungsweg die Regeln nicht klar festgelegt sind, einige der benötigten Informationen fehlen oder das Finden der genau richtigen Antwort die Berücksichtigung einer astronomischen Anzahl von Möglichkeiten erfordern würde. Für diese Fälle müssen Wahrscheinlichkeitsrechnungen gefunden werden, die so einfach wie möglich gestaltet sind (um ihre Berechnungszeit im durchführbaren Rahmen sicherzustellen) und gleichzeitig ausreichend Komplexität simulieren.

Die Algorithmen, die in den letzten Jahren entwickelt wurden, um die schwierigsten mathematisch-logischen Klassen von Problemen zu lösen (wie etwa die Frage: Ist die Berechnung eines Algorithmus auch für biologische neuronale Netze durchführbar?), haben dazu geführt, dass die Algorithmen zur rechnerischen Bewältigung realer Aufgaben mit Wahrscheinlichkeitswerten, dem Zufallsprinzip sowie mit Näherungswerten ausgestattet wurden (vgl. Christian/Griffiths 2016, 8). Diese Verknüpfung soll mithilfe stochastischer Berechnungen und Simulationen erreicht werden, denn, so die Hypothese, Stochastik oder Zufälligkeit ist in der Natur allgegenwärtig und scheint in der Biologie noch stärker ausgeprägt zu sein als in der Physik. Dieses in den Algorithmen verwendete Prinzip wird auf die Modelle und Simulationen (biologischer) neuronaler Netze übertragen und damit gleichgesetzt. Das algorithmische Gehirn wird durch die Verwendung von vorhersagenden Algorithmen zum vorhersagenden Gehirn (*predictive brain*, selbst ein Algorithmus). Die Computermodelle, die zunächst der Untersuchung Neuronaler Netzwerke dienten, werden somit zum allgemeingültigen Erklärungsmodell morphologischer Funktionsweise des Gehirns erklärt, sodass es zu einer Gleichsetzung der neuronalen Strukturen mit den Werkzeugen, mittels derer Wissen über diese Strukturen erzeugt wird, kommt.

Das vorhersagende Gehirn kann als neurobiologische Aktualisierung des algorithmischen Gehirns unter der Ägide der Computational Neurosciences und der Neuroinformatik gefasst werden. Das algorithmische Gehirn steht noch unter dem Eindruck einer symbolisch getriebenen Kognitionsverarbeitung, das vorhersagende Gehirn geht dagegen von konnektionistischen Prämissen aus, von der Komplexitätstheorie und selbstlernenden, vorhersagenden Neuronalen Netzwerken, die aus der KI-Forschung in die Vorstellung vom denkenden Gehirn übertragen werden. Diese Entwicklung lässt sich knapp zusammenfassen mit: vom Reduktionismus zur Komplexität, zur Simulation durch Wahrscheinlichkeit. Das Gehirn prozessiert demnach Information, indem es Vorhersagen vornimmt. Der Ansatz des *predictive brain* versucht in seinen Modellen verstärkt die Biologie mit den Vorannahmen aus

der Physik und Physiologie zu verbinden und für die Computational Neurosciences und die Neuroinformatik nutzbar zu machen. Diese Verknüpfung soll mithilfe stochastischer Berechnungen in den Computermodellen und Simulationen erreicht werden. Gleichzeitig werden funktionsmorphologische Modelle, das heißt die neuronalen Netzwerke des menschlichen Gehirns, gleichgestellt mit den Eigenschaften ihrer Namensvetter, den künstlichen neuronalen Netzwerken, die dadurch fit gemacht werden sollen für die technischen Herausforderungen der kommenden Jahre. Computational Neurosciences und die Neuroinformatik sind die vielversprechendsten Neurodisziplinen, um die immense Datenflut unter Kontrolle zu bekommen und gleichzeitig mittels dieser Daten Bedeutung zu generieren:

> Neuroscience is a multidisciplinary effort to understand the structures and functions of the brain and brain-mind relations. This effort results in an increasing amount of data, generated by sophisticated technologies. However, these data enhance our descriptive knowledge, rather than improve our understanding of brain functions. This is caused by methodological gaps both within and between subdisciplines constituting neuroscience, and the atomistic approach that limits the study of macro- and mesoscopic issues. Whole-brain measurement technologies do not resolve these issues, but rather aggravate them by the complexity problem. (Kotchoubey et al. 2016, 1)

Der Kognitionsphilosoph Andy Clark, ehemaliger Professor für Logik und Metaphysik an der Universität von Edinburgh, beschreibt in seinem 2013 erschienenen Paper *Whatever next? Predictive brains, situated agents, and the future of cognitive science* einen neuen Ansatz kortikaler Berechnungen, dem er den Namen »action-oriented predictive processing« (handlungs- oder aktionsorientiertes vorausdeutendes Prozessverfahren) gibt. Anhand dieses Konzepts, so die Hoffnung, sollen einerseits die Computational Neurosciences und die Neuroinformatik mit der Kognitionswissenschaft und der Philosophie des Geistes verbunden werden und andererseits sollen damit mehrere Bereiche der kortikalen Verarbeitung von Wahrnehmung, Kognition und Motorik erklärt werden. Clarks 2013 erschienenes Paper hat viel Zuspruch, aber auch Widerspruch hervorgerufen, beides jeweils aus dem eigenen Feld. Gleichzeitig spiegeln sich in Clarks Konzept des *predictive processing framework* eine Vielzahl der Vorannahmen wider, die sich im Feld der Computational Neurosciences und der Neuroinformatik finden lassen.

Aus diesem Grund stelle ich das Konzept des *predictive brain* hier vor mit dem Verweis, dass es als Chiffre für aktuelle Sichtweisen auf die Funktionsweise Neuronaler Netzwerke in den Computational Neurosciences und weniger als die genaue Ausformulierung der abgeleiteten Erkenntnisse verstanden werden sollte. Einige der von Clark beschriebenen Begriffe und Funktionsweisen Neuronaler Netzwerke, etwa neuronale Kaskaden, versteckte Entscheidungsebenen, Backpropagation sowie Top-down- und Bottom-up-Verfahren, sind der Programmierung artifizieller neuronaler Netze entlehnt. Erneut kommt es hier zu einem Zirkelschluss, in dem Mensch und Maschine beziehungsweise heute eher Algorithmen sich wechselseitig inspirieren und zum Modell füreinander werden. Das *predictive brain* kann somit als Übertragung algorithmischer Deep-Learning-Strukturen auf biologische neuronale Reizverarbeitung verstanden werden. Das Ziel, das mit dem Konzept des *predictive brain* verbunden wird, ist es, möglichst allgemeine Vorgehensweisen der Fehlerkorrekturen zu ermitteln und anhand dieses Modells die Wahrnehmung, die Kognition und den Bereich motorischer Bewegungen zu erklären.

Das Gehirn, so die neueste, von Deep-Learning-Algorithmen beeinflusste Erkenntnis, verfügt über die Möglichkeit, Fehlerkorrekturen mittels versteckter Prozesse in die Vorhersagen unterer neuronaler Ebenen zu reimplementieren. Clark bezeichnet diese Prozesse auch als *dumb processes*.[1] Systeme höherer Ebenen versuchen, die Eingaben für Systeme niedrigerer Ebenen auf der Grundlage ihrer eigenen entstehenden Modelle der kausalen Struktur der Welt (d.h. der Signalquelle) vorherzusagen. Fehler bei der Vorhersage von Eingaben der unteren Ebene führen dazu, dass die Modelle der höheren Ebene angepasst werden, um die Diskrepanz zu verringern. Als Vorlage für dieses Modell der ›versteckten‹ Fehlerkorrektur zieht Clark die Helmholtz-Maschine heran, die programmiert wurde, um neue Repräsentationen mithilfe eines mehrstufigen Systems zu erlernen, indem nach tieferen Regelmäßigkeiten innerhalb der einzelnen Bereiche gesucht wird, ohne dass eine Vielzahl klassifizierter Muster der gewünschten Input-output-Zuordnung erforderlich ist.

> Such models follow Helmholtz (1860) in depicting perception as a process of probabilistic, knowledge-driven inference. From Helmholtz comes the key idea that sensory systems are in the tricky business of inferring sensory causes from their bodily effects. This in turn involves computing multiple

1 Interessant an dem Ausdruck ist die Nähe zu Marvin Minskys unintelligenten Agenten. Der Ausdruck lässt sich außerdem als ›unbewusste Prozesse‹ verstehen.

> probability distributions, since a single such effect will be consistent with many different sets of causes distinguished only by their relative (and context dependent) probability of occurrence. (Clark 2013, 18f.)

Die Helmholtz-Maschine tat dies, indem sie eigene Top-down-Verbindungen nutzte, um die gewünschten Zustände für die versteckten Einheiten vorherzusagen, und so die Entwicklung seines Wahrnehmungs- sowie gleichermaßen Erkennungsmodells selbst überwachte.

Ein sich selbst erzeugendes, generatives Modell zielt darauf ab, die statistischen Muster einer Reihe von beobachteten Eingaben zu erfassen, indem es die für diese Struktur verantwortliche Kausalmatrix schematisch wiederholt:

> In practice, this means that top-down connections within a multilevel (hierarchical and bidirectional) system come to encode a probabilistic model of the activities of units and groups of units within lower levels, thus tracking (as we shall shortly see in more detail) interacting causes in the signal source, which might be the body or the external world. (Ebd., 182)

Diese Modelle kombinieren ein generatives, hierarchisches Top-down-Modell, in dem die Signalverarbeitung für das gesamte System mittels einer Kausalmatrix vorhergesagt wird, mit einem Modell, das unerwartete Abweichungen vom ersten Modell, also Vorhersagefehler der erwarteten Signalverarbeitung, zurückmeldet, »leaving only any residual ›prediction errors‹ to propagate information forward within the system« (ebd., 181). Das zunächst für die Komprimierung von Bilddaten erarbeitete Verfahren verringert den Informationsgehalt, für den Vorhersagen vorgenommen werden sollen, bei Bildern auf ein Pixel und stellt dieses in Abhängigkeit zu der benachbarten Information, also dem Nachbarpixel, in dem der Wert eines Pixels ins Wahrscheinlichkeitsverhältnis zum Wert seines nächsten Nachbarn gesetzt wird. Nur wenn der Wert des benachbarten Pixels nicht dem erwarteten Ergebnis entspricht, kommt es zu einer Fehlermeldung, die in das System zurückgemeldet wird. Das bedeutet, dass der Code für ein reichhaltiges Bild komprimiert werden kann – zumindest wenn ein ausreichend informierter Empfänger den Code wieder zurückübersetzen kann –, indem nur die ›unerwarteten‹ Abweichungen kodiert werden, also die Fälle, in denen der tatsächliche Wert vom vorhergesagten abweicht (vgl. ebd., 182). Das Modell des *predictive brain* ähnelt von seiner Grundidee her sehr stark den Modellen künstlicher Deep-Learning-Algorithmen. Diese werden auf die neuronale Reizverarbeitung eins zu eins übertragen und zu einem universellen Prinzip erklärt. Clark fasst die neue

Theorie der vorhersagenden Strukturen als allgemeingültiges Programm zusammen, in das verschiedene neuronale Strukturen des Gehirns involviert sind und dessen Vorhersagen unsere Wahrnehmung, unser Empfinden und unsere Handlungen bestimmen: »As strange as it sounds, when your own behaviour is involved, your predictions not only precede sensation, they determine sensation. [...] Thinking, predicting, and doing are all part of the same unfolding of sequences moving down the cortical hierarchy.« (Clark 2013, 186)

Hier schließt sich der Kreis: Das vorhersagende Gehirn lässt sich hervorragend modellieren und simulieren, baut es doch auf denselben Prämissen auf wie Deep-Learning-Programme, nämlich denen der zufälligen, aber vorhersagbaren Ereignisse. Und solange ein Ereignis nicht linear, sondern zufällig ist, braucht es nur einen Auslöser, um zum nächsten Ereignis zu führen. Um welchen Auslöser es sich dabei handelt, ist in einem System, in dem Anfangs-, Randbestimmungen und Ähnlichkeitswerte durch eine Kausalmatrix definiert sind, unwichtig: »Because as long as it's random, I just need a thing which jumps me into the next thing. I don't really think it matters much. And random is all the same. I suspect actually simulating exactly the right sort of chaos doesn't really matter very much.« (Hutton 2022 [in Druck])

5 Schlummernde Vorlieben – von der Automatisierung des Denkens zum informierten Fühlen von Fakten

Im Anschluss an die kritischen Betrachtungen der instrumentellen Vernunft (s. Kap. 3) fängt das Konzept der Mathematisierung der Wahrnehmung die Entwicklungen der Neurowissenschaft der letzten 20 Jahre ein. Mit Mathematisierung ist die Übertragung neuronaler Abläufe in die Logik mathematischer Computermodelle, Algorithmen und Simulationen gemeint, ebenso wie die metaphorische Verwendung einer mathematischen Regelhaftigkeit und algorithmischer Prozessualität von Denkabläufen. Auch wenn das algorithmische Gehirn, zumindest in der Auslegung von Christian und Griffiths (2016), kein originäres Beispiel aus den Computational Neurosciences ist, verdeutlicht es die Ausstrahlung der Mathematisierung der Wahrnehmung auf andere wissenschaftliche Disziplinen und Herangehensweisen. Die gegenwärtigen Neuronenmodelle können mit dem Konzept der Mathematisierung der Wahrnehmung auf die mathematische Verfasstheit ihrer epistemischen Bedingungen hin befragt werden. Das Konzept der Mathematisie-

rung von Wahrnehmung beschreibt darüber hinaus, neben den methodisch-technischen Bedingungen, auch die Ebene der psychophysischen Verknüpfung, die Neuronenmodelle und neuronalen Netzwerke, und vereint die vorher analytisch getrennten Bereiche des Bewussten und des Unbewussten auf die eine Ebene der neuronalen Aktivität. Beide Bereiche ebenso wie das Zusammenspiel physisch-psychologischer Daten lassen sich dadurch »unter das Gesetz der großen Zahl, unter die Denkweise in abstrakten Standardidentitäten« (Briken 2005, 4) unterwerfen und begründen somit eine individualisierte Regierungspraxis, in der die Etablierung einer abstrakten, medizinisch, statistisch ermittelten Durchschnittsindividualität »eine Referenzfolie dar[stellt], vor der die Bestimmung individueller Risiken vorgenommen wird« (ebd.). Die mathematische Verfasstheit von bewussten und unbewussten Abläufen führt zu ihrer Verschmelzung, alle Abläufe und die Informationsverarbeitung sind gleich: in der Kognition, heißt Wahrnehmung, heißt Denken, heißt Entscheidungen vornehmen und Fühlen, heißt körperlich-vordiskursiver Affekt.

Die Anfänge davon liegen in Turings auf Maschinen begrenzte und zweckgebundene Lösung des Entscheidungsproblems. Dies hat durch die digitale Verbreitung computergesteuerter Prozesse zu binären Denkweisen und einer Mathematisierung der Wahrnehmung in Erkenntnisprozessen geführt, die von sich wiederum behauptet, dass komplexe Prozesse wie das menschliche Denken selbst einer algorithmischen Prozessualität folgen. Durch die Mathematisierung von Wahrnehmung werden Entscheidungen an Apparaturen abgetreten, die mit einer Vielzahl an Trainingsdaten, Mustern, Häufigkeiten und Rankings gefüttert wurden, sodass sie über einen vermeintlichen Erfahrungsschatz verfügen, der weit über den eines einzelnen Menschen hinausgeht. Der Fokus heutiger Neuronenmodelle liegt auf der statistischen Berechnung von Informationsweitergabe und Mustererkennung, über stochastische Verteilungsparameter werden Zufall und Kausalität modelliert.

Die Mathematisierung von Wahrnehmung meint letztendlich nichts anderes, als dass heutige Erkenntnisprozesse durch Technologien vorgenommen werden, in die Mathematische Logiken und mathematisierte Konzepte der (visuellen) Wahrnehmung eingeschrieben sind und welche die Erkenntnis- und Wahrnehmungsprozesse bedingen. Neuronenmodelle im Allgemeinen und Neuronale Netzwerke im Besonderen sind in Analogie zu der Geschichte vom nächtens verlorenen Schlüssel, der bevorzugt unter der Straßenlaterne gesucht wird, weil es überall anders zu dunkel ist, zu einer »weiteren Laterne geworden, unter deren Licht, und nicht nur dort, die Men-

schen nach Antworten auf brennende Fragen suchen« (Weizenbaum 1990, 212). Dass dieses mathematische Modell so deutungsmächtig werden konnte, liegt zum einen an seiner ›technischen Reproduzierbarkeit‹. Der Reiz dieser technischen Reproduzierbarkeit und der Objektivierung der eigenen Daten übertrug sich auch auf die Kognitionswissenschaft, die Psychologie und die KI. Folgt man Weizenbaums Argumentation, kommt das nicht überraschend, denn er beschreibt bereits 1990 die Psychologie als Triebmotor für die Durchsetzung einer Logik der Mathematisierung von Wahrnehmung:

> Große Bereiche der Psychologie haben deshalb versucht, sich so weit wie möglich zu mathematisieren, zu zählen, zu quantifizieren, ihre Zahlen mit Variablen gleichzusetzen […] und die neugefundenen Variablen, genau wie es die Physiker machen, in Gleichungssysteme (am liebsten in Differentialgleichungen) und in Matrizen einzusetzen. (Ebd., 213)

Die Wahrscheinlichkeitstheorie hat aus der Berechnung von Chancen die Vorhersage von Verteilungen und vom Eintreten von Ereignissen gemacht. Diese in die Neuronenmodelle implementierte mathematische Formalisierung von Entscheidungsprozessen lässt sich ebenso in den Debatten um den freien Willen wiederfinden. Wahrscheinlichkeit wird hier zur Bestimmung (um nicht das Wort Schicksal zu verwenden), da die Vorhersage in den Modellen auf die Zukunft projiziert wird. Was aber passiert, wenn die methodischen Grundlagen zur Detektion des freien Willens selbst auf grundlegend unfreien, mathematischen Regularien der Entscheidungsfindung beruhen, das soll im letzten Kapitel besprochen werden.

Kapitel 6: Wenn du denkst, du denkst nur, dass du denkst

Rückwärts schauend in die Zukunft laufen – *Walter Benjamin*

Und denkt dran, dass aus einem *Nein* auch der Morgen entsteht – *Brief des Zapatistischen Subcomandante Marcos*

Das im letzten Kapitel entworfene Konzept der Mathematisierung von Wahrnehmung beschreibt den epistemischen Endpunkt einer langen Geschichte mathematisch-technischer Denkmodelle. Um ein Verständnis gegenwärtiger Neuronenmodelle zu ermöglichen, hat sich diese Abhandlung auf die Suche gemacht nach den vielen Ursprüngen westlich-philosophischer Überlegungen, die seit vielen hundert Jahren Zugänge entwickeln, um die Vorgänge im »komplexesten System unseres Universums« näher beschreiben oder gar erfassen zu können. Die konkreten Anfänge für mathematisch-vorhersagende Neuronale Netzwerke liegen in der in Kapitel 1 vorgestellten Genese der modernen, mathematischen *Logik* sowie in weiteren mathematischen Vorbedingungen für heutige Erkenntnismodalitäten wie der *Wahrscheinlichkeitstheorie*. In der Philosophie wird schon früh, spätestens aber mit Leibniz, die Nähe von Logik und logischem Schließen zur Funktionsweise von Denkprozessen konstatiert und sich darum bemüht, die mathematischen Formalisierungen in der Logik auf die Abläufe im Gehirn zu übertragen.

Das zweite Kapitel zeichnet die Geschichte der Physiologie, der Kognitionspsychologie und der Funktionsmorphologie nach, deren Erkenntnisse im 20. Jahrhundert sukzessive in verschiedene Neuronenmodelle implementiert werden. Vor allem jene Neuronenmodelle, die im Anschluss an die Kyberne-

tik formuliert wurden, basieren auf dem aus den Computerwissenschaften stammenden Kerngedanken der Regulation. Mit der *Kybernetik* werden die in mathematische Grundregeln gegossenen Formalisierungen der Aussagenlogik mit der mechanischen Operationalisierung von Entscheidungsregeln verschränkt.

In Kapitel 3 werden einige der Konzepte vertiefend beschrieben und ihre epistemischen Effekte vorgestellt. Der Fokus liegt dabei auf der Darstellung von *Neuronenmodellen*, die in den 1940er- und 1950er-Jahren noch auf einer Mechanisierung der Aussagenlogik und des Geistes basierten, wodurch die neuen mathematischen Konzepte komplexer rekursiver Systeme und der Implementierung von wahrscheinlichkeitstheoretischen Bedingungen neu formuliert wurden. Aktuelle Neuronenmodelle zeichnen sich durch die Verwendung von stochastischen, also zufallsgetriebenen Berechnungsweisen aus. Das heißt, dass die Neuronalen Netze als abgeschlossene Systeme modelliert, in Schichten unterteilt und diese wiederum in kleine Einheiten aufgespalten werden. Diese kleinen Einheiten treffen auf der Basis von Wahrscheinlichkeitsvorhersagen Entscheidungen. Aus der Vielfalt existierender Neuronenmodelle sticht das Neuronenmodell der künstlichen Neuronalen Netzwerke besonders heraus: Dieses in algorithmische Abläufe übertragene, sogenannte selbstlernende Neuronenmodell hat die Technik- und Softwarewelt tiefgreifend verändert, Stichwort *Deep Learning*.

Das vierte Kapitel wirft einen Blick auf die Auswirkungen, die sich aus den rechnerischen Möglichkeiten in der Erkenntnisproduktion ergeben; neue laborative, erkenntnisgenerierende Praktiken werden vorgestellt, die sich durch die Einführung rechenstarker Computer in den letzten 50 Jahren konkret verändert haben. Anhand der Geschichte laborativer Praktiken lässt sich zeigen, wie das, was als wissenschaftliche Erkenntnis gilt, immer wieder ausgehandelt wird, und in welchem Verhältnis erfahrungsbasiertes, kontextabhängiges und experimentelles Wissen zu apriorischem beziehungsweise mathematisch begründetem Wissen steht. Die computerbasierten Laborpraktiken der Computational Neurosciences, die größtenteils darin bestehen, Computermodelle und Simulationen zu erstellen, haben einerseits zu einer veränderten Verwendung laborativer Daten geführt. Andererseits lässt sich eine Ausweitung laborativer Praktiken – etwa durch die Implementierung stochastischer Entscheidungsprozesse in alltäglich genutzte Technologien – beobachten, was von mir als *Laboratisierung der Gesellschaft* beschrieben wurde.

Das fünfte Kapitel schließlich fasst die vorher beschriebene Genese der mathematischen Logik und ihre Implementierung in die erkenntnistheoreti-

schen, methodischen wie technologischen Ansätze unter dem Konzept der *Mathematisierung von Wahrnehmung* zusammen. Dieses Konzept erfasst die mathematischen, technischen Episteme, die in die Erkenntnisproduktion der Computational Neurosciences eingelassen sind, und verweist auf die Effekte, die durch die sukzessive Einbettung von auf Aussagenlogik und Codes basierenden und Vorhersagen generierenden Epistemen entstehen. Am Beispiel des Affekts konnte die Problematik aufgezeigt werden, die die Wiederbelebung des widerständigen Körpers und die Komplexität der Natur innerhalb dieser mathematischen Erkenntnisproduktion mit sich bringen. Das nicht mit diesen Modellen und Technologien Messbare, das Unverfügbare wird im Rahmen von allein auf Entscheidungen gerichteten Neuronalen Netzwerken zu einem vordiskursiven, nicht vermittelten *Affekt*. Damit ist der Affekt, diese nicht erfassbare halbe Sekunde, dem bewussten Zugang entzogen und schreibt sich so in die Diskussion um die Logik des freien Willens ein. Ausgehend davon soll die Diskussion um die Möglichkeit eines vermeintlich freien Willens in Zeiten seiner technischen Reproduzierbarkeit in dem nun folgenden, sechsten Kapitel aufgegriffen und für einen kritischen Ausblick nutzbar gemacht werden.

Die Formation Neuronaler Netzwerke als deutungswirksame Episteme – die Mathematisierung von Wahrnehmung – hat weitreichende Auswirkungen, die im folgenden Ausblick angedeutet werden sollen. Dass den Computational Neurosciences, wie im Vorwort bereits angedeutet, ein argumentativer Zirkelschluss zugrunde liegt, hat das in diesem Buch Dargestellte hinreichend illustriert. Dieser Zirkelschluss hat tiefgreifende Folgen für ein gesellschaftlich-technisches Verständnis des Menschen, vor allem aber für die Wahrnehmung menschlicher Eigenschaften. Das zentrale Problem einer erkenntnisleitenden Mathematischen Logik liegt in der Tragweite der darin eingelagerten Formalisierung und Beweisführung – *the way of reasoning*. Die Mathematik verspricht, rationale und objektive Schlüsse zu ziehen. Ihre Prämissen sind es, mit denen heute epistemologisch und empirisch ein Verständnis von Denkaktivität angestrebt wird. Auf Basis dieses mathematisch-technisch implementierten Objektivitätsanspruchs versuchen die Wissenschaftler*innen ein universales Wissen zu generieren, unabhängig und losgelöst von den Gehirnen und Körpern einzelner Proband*innen oder Patient*innen. Der geflügelte Satz auf einer Tagung, ausgerichtet an der Berliner School of Mind and Brain, blieb mir lange im Ohr: *We have to find out why the patient is saying something different than the data*. Neben der Frage, wen dieses *Wir* miteinschließt, beachte man auch die Reihenfolge: Nicht die Daten müssen auf ihren Er-

klärungsanspruch geprüft werden, sondern die Aussagen der Patient*innen. Hier scheint auf, was in der Debatte um den, zugegeben etwas unglücklichen Begriff des freien Willens am Ende dieses Kapitels ausführlicher behandelt wird.

1 Zirkelschluss. Die Implementierung mathematischer Logik in die Vorstellung neuronaler Netze

Ausgehend von der Mathematisierung der Aussagenlogik setzt sich die Mathematische Logik mithilfe des formalisierten Beweises von Aussagen als wahr oder falsch, beziehungsweise als graduell angegebene *wahrscheinlich* oder *unwahrscheinlich* eintretende Ereignisse, in gegenwärtigen Erkenntnispraktiken durch. Die Algebraisierung der Logik führte zunächst zu mechanischen Modellen des Geistes und zu Neuronenmodellen, die sukzessive durch Mathematische Logiken wie beispielsweise die Wahrscheinlichkeitstheorie und die Stochastik erweitert wurden. Feedforward und rekurrente Neuronenmodelle stellen gegenwärtig die prominentesten Neuronenmodelle in den Computational Neurosciences und der Neuroinformatik dar. Diese Neuronenmodelle sind das Ergebnis der sukzessiven Zusammenführung mathematischer Beweisführung und elektrotechnischer, auf Aussagenlogik beruhender Entscheidungsmechanismen. Die Neuronenmodelle der Computational Neurosciences schließen nun den Kreis eines Argumentationsmusters, das sich über die letzten Jahrhunderte wirkmächtig behauptet hat: Demnach verarbeitet das Gehirn Informationen in logischer Weise, und mithilfe von auf Mathematik beruhenden Maschinen können diese neuronalen Verarbeitungsprozesse untersucht und berechnet werden. Vergessen wird dabei jedoch, dass die Modelle und Algorithmen ursprünglich (nur) zur Untersuchung beziehungsweise zur Berechnung neuronaler Prozesse entwickelt wurden – heute dagegen werden die mathematisch-technischen Analyseinstrumentarien als Vorgänge beschrieben, die im Gehirn selbst ablaufen. Die zunächst zu methodischen Vermessungszwecken eingeführten Algorithmen dienten also zugleich als Vorbild für eine Rekonstruktion des Gehirns und bestimmen nun die Vorstellung davon, wie das Gehirn vermeintlich funktioniert – nämlich nach mathematischen Regeln. Heutige Computermodelle Neuronaler Netze werden also nicht mehr zur Analyse verwendet, sondern sollen vielmehr mithilfe stochastischer Prozesse das Wachstum neuronaler Netzverbindungen simulieren und nachbauen.

Die in Kapitel 5 vorgestellten Konzepte des algorithmischen und des vorhersagenden Gehirns verweisen ebenfalls auf diesen Zirkelschluss, der sich heute in den Computational Neurosciences vollzogen hat. Das algorithmische Gehirn wird dabei als Organ gedacht, das vorhandene Probleme löst; das vorhersagende Gehirn stellt Lösungen bereit für Probleme, die entstehen könnten, orientiert sich dabei aber an programmierbaren Ursache-Wirkung-Logiken. Das vorhersagende Gehirn steht damit in der Kontinuität des algorithmischen Gehirns, ist die Fortsetzung einer algorithmischen Logik der Wahrscheinlichkeiten.

Der Mensch schafft (mathematische) Methoden und Technologien, um das Gehirn und seine Prozesse zu untersuchen. Er entwickelt eine Logik und aus mathematischer Sicht logische Beweistechnologien, die sich an vermeintlichen Prozessen im Gehirn orientieren. Doch dreht er diese sehr spezifische Herangehensweise an das Gehirn in letzter Konsequenz um. Nicht mehr die Methoden und Technologien bestimmen und begrenzen, was über das Gehirn gewusst werden kann. Stattdessen definiert die anhand dieser Methoden rekonstruierte Funktionsweise des Gehirns die Methoden und Beweisführungen, die zu seiner Untersuchung als angemessen angesehen und verwendet werden. Aus der Algorithmizität der Untersuchungsmethoden wird die Algorithmizität des Untersuchungsgegenstands.

Die Annahme der Computational Neurosciences, dass wir mithilfe von ausgesprochen voraussetzungsvollen Modellen Neuronaler Netzwerke ein Verständnis über uns selbst entwickeln können, wurde in dieser Arbeit mit dem detaillierten Aufzeigen der eingelagerten Prämissen konkret infrage gestellt. Das Vermächtnis dieser machtvollen Transformation zeigt sich in vielen Diskussionen, in ethischen und politischen sowie in erkenntnistheoretischen Fragen dazu, was als rational, was als objektiv und was als Korrelation gelten kann:

> If today we think we can know our minds and each other because our brains work like genetically programmable computers and our environments have been automated to modulate attention, we may wish to remember that there was a time when people considered machines, eyes, and minds to be far less knowable and far more capable. […] The ethics, and politics, of that transformation are still being negotiated. This is the nature of politics now, negotiated at the level of attention and nervous networks, structured into our architectures of perception and affect; feedback providing the opening to chance and the danger of repetition without difference. Forget me not

– both a promise to rethink difference, life, and our relations to each other and a warning that we will not. (Halpern 2014, 238)

2 Immer diese Widersprüche. Oder was es bedeutet, wenn Wissenschaftler*innen herausfinden wollen, warum die Patient*innen etwas anderes sagen als ihre Daten

Freedom is a possibility only if your're able to say no – *The Whitest Boy Alive*

Welches Wissen über den menschlichen Denkapparat kann mithilfe von Neuronalen Netzwerken überhaupt generiert werden? Welche Dimensionen menschlichen Denkens rücken in den Konzepten Neuronaler Netzwerke in den Blick, welche werden mithilfe dieser machtvollen Metapher nicht sichtbar, nicht denkbar gemacht? Der Verweis auf die metaphorische Ebene von Neuronenmodellen kommt hier nicht zufällig, soll damit doch zweierlei deutlich gemacht werden. Zum einen besteht ein Zusammenhang zu epistemischen Deutungsmustern, mit deren Hilfe ein Zugang zum Untersuchungsgegenstand hergestellt und im Anschluss daran Teile davon sichtbar, greifbar und dadurch verständlich gemacht werden können. Die Modelle, die Metaphern, leiten das Erkenntnisinteresse und das, was wir über einen Gegenstand wissen können. Zum anderen verweist der Rekurs auf die metaphorische, also die bildhafte Ebene, auf eine der Theorie immanente Problematik, die sich in der Art der Wissensproduktion, in der Sichtbarmachung von Wissen und Korrelationen durch mathematische Formalisierung versteckt: die Verknüpfung von Sehen, Wahrnehmen und Erkennen. Westliche Epistemologie knüpft den Vorgang des Erkennens und Wahrnehmens an das Auge. Über das Wahrnehmen mit dem Auge erzeugen und interpretieren wir Wissen, Wahrheit und Wirklichkeit. Bereits bei Platon bekommt das Sehen einen Sonderstatus, ist verknüpft mit dem Intellekt, im Unterschied zu den anderen Sinnen. Die Wissenschaft schafft Objektivität über das erkennende Auge, dass die Verallgemeinerung sucht und zu einer »vision from everywhere and nowhere« (Haraway 1988, 584) wird. Das einzelne Auge wird zum Zentrum der sichtbaren Welt. »Everything converges on to the eye as to the vanishing point of infinity. The visible world is arranged for the spectator as the universe was once thought to be arranged for God. In time,

the modern individual (the ›I‹) came to be centred on, if not abbreviated to, the eye (›I‹ equals eye).« (Kavanagh 2004, 448) Diese Vorherrschaft des Auges im erkenntnisleitenden Prozess wird heute stark kritisiert. Stimmen aus den Disability Studies (Whitburn/Michalko 2019) etwa, sehen in der direkten Verknüpfung von Sehen und Wissen, nicht nur eine harmlose, traditionsreiche Beziehung zwischen Sein, Wissen und Sehen, sondern eine voraussetzungsvolle epistemische Setzung:

> Conventional empiricism, which dominates Western philosophical approaches to knowledge, privileges a particular fixed way of conceptualising the world through the senses, foremost among them sightedness. Empiricism follows a single guiding principle: nihil in intellectu nisi prius in sensu (›nothing in the intellect unless first in sense‹), a radical concept for its time that diverges from rationalism. (Ebd., 220)

Die Kognitionswissenschaften binden diese uralte erkenntnistheoretische Tradition in ihre Wahrnehmungsmodelle ein. Und die Neuronenmodelle der Computational Neurosciences modellieren die Verarbeitung von meist über das Auge wahrgenommenen Informationen. Sie verstärken damit die Verknüpfung von Ereignis, Sehen, Wissen und Bedeutung.

Die Neuronenmodelle sind körperlos, allein das abstrakte Wahrnehmen über den Sehsinn findet Eingang in die Konzeptionalisierung des vorhersagenden informationsverarbeitenden Organs. Es ist die Logik des vermeintlich objektiven Wissenschaftlers, der den *fremden Kontinent Frau* (Freud) oder fremde Kolonien ›entdeckt‹, erforscht und verobjektiviert, der mithilfe seiner Vermessungstechnologien universal angelegtes Wissen über Subjekte generiert und dabei die eigenen Erfahrungen und Wissenskontexte nicht mehr in Betracht zieht. Die Verdatung des Unbewussten, das mathematische Modellieren des Unvorhersehbaren und Unverfügbaren führt zu einer neuen Subjektivität, zu einer neuen Wahrnehmung des Selbst. Die Einlagerung einer als besonders rational und objektiv angesehenen Mathematischen Logik, von Information und subjektloser Informationsübertragung in das Konzept Neuronaler Netzwerke, aber auch allgemein in Kommunikationstechnologien und in Konzepte der künstlichen Intelligenz ist so gesehen auch ein koloniales Projekt:

> While thinking and reason are identified with the male and Western subject, emotions and the body are associated with femininity and the racial other. This projection of emotions onto the bodies of others serves not

> only to exclude others from the realm of thought and rationality, but also to hide the emotional and bodily aspects of thought and reason. (Ahmed 170)

Die Wahrscheinlichkeitstheorie verhalf der Berechnung zufälliger Verteilungen zu ihrem Durchbruch und damit der Stochastik zum breiten Einsatz in den Modellen komplexer Systeme, auch in den Computational Neurosciences. Die Physikerin Sabine Hossenfelder erinnert daran, dass es sich bei den zugrunde liegenden Verteilungswerten keineswegs um eine mathematisch begründete Richtlinie handelt:

> Die Annahme einer gleichmäßigen Verteilung beruht auf dem Eindruck, dass es sich intuitiv um eine naheliegende Wahl handelt. Aber es existiert kein mathematisches Kriterium, aus dem sich diese Wahrscheinlichkeitsverteilung ergibt. Ja, jeder Versuch, sie abzuleiten, führt lediglich zu der Annahme zurück, dass am Anfang wiederum eine Wahrscheinlichkeitsverteilung vorzuziehen ist. Der einzige Weg, diesen Kreis zu durchbrechen, besteht darin, einfach eine Wahl zu treffen. (2019, 311)

Und so wird auch der Zufall, eingehegt durch die Annahme gleichmäßiger Verteilungswerte, zu einer mathematischen Konstante, die aus ›Chancen‹ berechenbare Wahrscheinlichkeitsverteilungen werden lässt. Aus den verschiedenen möglichen Ereignissen eines Wahrscheinlichkeitsspektrums wird das wahrscheinlichste Ereignis ausgewählt – je nachdem, welches Konzept von Wahrscheinlichkeit zugrunde gelegt wird. Durch die Projektion dieser Auswahl in die Zukunft gewinnt sie an Faktizität. In diesen Algorithmen sind die neuronalen Berechnungseinheiten Entscheidungssysteme, die darüber urteilen, welche Daten sich im Spektrum von richtig und falsch befinden, und die über diese Zufälligkeitsverteilungen aus Wahrscheinlichkeit Schicksal werden lassen. Denn die Berechnung der möglichsten Möglichkeit, also dessen, was höchstwahrscheinlich eintritt, legt die Grundlage für die weiteren Berechnungen.

Auch wenn es verlockend ist, kann man Denkprozesse nicht von ihrem Ende her, das heißt von der Potenzialität des Eintretens eines möglichen Ereignisses begreifen. Die Stochastik mit ihren Berechnungen wahrscheinlicher Zukunftsereignisse, basierend auf Daten aus dem Labor, folgt ihrer eigenen Logik und bietet vermeintlich objektive Lösungsvorschläge. Es handelt sich dabei aber um die wissenschaftliche Etablierung einer am wahrscheinlichsten anzunehmenden Modellierung der Zukunft. Sie macht uns als Individuen

und als Gesellschaft abhängig von ›unserer Natur‹ und durch die Aufhebung der Möglichkeit eines freien Willens auch handlungsunfähig. Die Logik der vorhersagenden Entscheidungsmechanismen übersetzt Ratio einmal mehr in den Bereich der mathematischen Aussagenlogik und führt zu der Idee, dass die mustererkennende und vorhersagende Maschine es potenziell besser weiß als der Mensch selbst.

Mustererkennung

Künstliche Neuronale Netzwerke werden mitunter auch in anderen neurowissenschaftlichen Methoden eingesetzt, insbesondere für die Mustererkennung und bei unvollständigen Datensätzen. Ein Beispiel hierfür ist die multivariate Mustererkennung. Die Methode beruht auf der funktionellen Magnetresonanztomografie (fMRT), einem bildgebenden Verfahren, das sich bei der Auswertung von Daten künstlicher Neuronaler Netzwerkalgorithmen bedient, um Aktivitätsmuster aus den Daten herauszulesen. Obwohl die fMRT nicht zum Bereich der Computational Neurosciences gehört, möchte ich hier dennoch kurz näher auf die aktuellen Forschungsergebnisse des Teams am Max-Planck-Institut für Human Cognitive and Brain Science in Berlin unter der Leitung von John Dylan Haynes eingehen. Grund hierfür ist, dass sie in ihrer Publikation die Mathematisierung von Wahrnehmung durchaus am Beispiel der Computational Neurosciences entwickeln, ihr Anspruch aber ist, darüber hinaus zu gehen und Mathematisierung in der Wissensproduktion allgemein zu zeigen. John Dylan Haynes und sein Team haben das Verfahren der multivariaten Mustererkennung so weit professionalisiert, dass es heute als »Gedankenlesen« (Haynes 2013), als »Mind Reading« oder als »Brain Reading« bekannt ist. »Beim Brain Reading […] werden Gedanken aus den Hirnaktivitätsmustern dechiffriert.« (Haynes/Eckholdt 2021, 85) Das Verfahren ›sucht‹ mithilfe künstlich neuronaler Algorithmen Muster in den Hirnscans funktioneller Magnetresonanztomografie. Denn

> [d]ie Information, die in den fMRT Bildern relevant ist, lässt sich nicht mit bloßem Auge erkennen. Wir müssen dafür Computern beibringen, nach dem Gedankencode im Gehirn zu suchen. […] Das Hirn erzeugt bei jedem Auftreten eines Gedankens jeweils ein präzises und wiederholbares Aktivitätsmuster. (Ebd., 75)

Das Verfahren trainiert Gehirne wie Algorithmen in mehrfach durchgeführten Trainingsdurchgängen. In dem Verfahren werden den Proband*innen

nacheinander verschiedene Gegenstände gezeigt, wie ein Hammer, eine Badewanne, Nägel etc., währenddessen werden individuelle Hirnmuster aufgezeichnet. Die funktionelle Magnetresonanztomografie scannt einzelne Schichten des Gehirns und speichert potenzielle Aktivität (also erhöhten Blutmagnetismus) als Grauwerte in dreidimensionalen Pixeln (Voxeln) ab. In diesen dadurch entstehenden Hirnkarten, so die Hoffnung, lassen sich spezifische Aktivitätsmuster finden, die das Sehen eines Hammers, einer Badewanne und der Nägel repräsentieren. Die Algorithmen scannen nun also die Hirnbilder und suchen nach repräsentativen Anordnungen von Grauwerten in den Schichten der Hirnscans, um potenzielle Muster auszumachen, die spezifisch für das Sehen eines Hammers sind. Unter der Überschrift »Prinzipien der Klassifikation« fassen die beiden Autoren der Studie zusammen:

> Nehmen wir vereinfacht an, wir wollten aus der Hirnaktivität erkennen, ob jemand an einen Hund oder an das Brandenburger Tor denkt, und wir hätten schon einige Beispiele der Hirnaktivität für diese beiden Gedanken gemessen. [...] Nun kann man die gemessenen Aktivitäten in ein Koordinatensystem eintragen: den ersten Wert auf der x- und den zweiten Wert auf der y-Achse. Für den Gedanken an den Hund im Kopf des Probanden wären es in diesem schematischen Beispiel die Werte 2 und 8, für das Brandenburger Tor 7 und 3. Das wiederholen wir ein paar Mal und tragen alle Messungen der Hirnaktivität in das Koordinatensystem ein. Die Messpunkte für den Hund markieren wir als Kreise, die für das Brandenburger Tor als Kreuze. Wenn alle Voxel ausgewertet sind, schauen wir uns das Koordinatensystem erneut an. Im Idealfall sehen wir eine klare Trennung zwischen den Kreisen, die für »Hunde« und den Kreuzen, die für »Brandenburger Tor« stehen. Der Algorithmus der Mustererkennung lernt nun die Linie, mit der man diese beiden Punktwolken optimal trennen kann [...]. Selbst wenn die Punktwolken sich etwas überlagern, findet der Algorithmus eine Trennungslinie, mit deren Hilfe er die Muster sehr effizient auseinanderhalten kann. (Ebd., 93)

Fehlerquoten werden bereitwillig eingeräumt, mehr noch, Fehler sind notwendig damit Mustererkennungsalgorithmen daraus lernen können. Im maschinellen Lernen sind Fehler gescheiterte Kommunikationsversuche und neben dem Einspeisen von Trainingsdaten, ein wichtiges Mittel um einen Algorithmus zu schulen. In der Einführung zur methodischen Herangehensweise wird darauf verwiesen, dass eine 100-prozentige Trefferquote nicht angestrebt wird und dass die statistische Validität bereits mit Trefferquoten, die

über 50 Prozent liegen, erreicht sei: »Wenn man beim Auslesen einer Hirnregion eine Trefferquote von 60 Prozent erreicht, dann heißt das zumindest, dass irgendwelche Informationen über die Gedanken in dieser Region stecken.« (Ebd., 95) Auch wird darauf verwiesen, dass es sich bei der Methode weniger um ein Mind Reading als um einen Wiedererkennungseffekt handelt:

> Das Prinzip, erst die Aktivitätsmuster zu messen und sie dann einem Computer beizubringen, funktioniert sehr gut. Allerdings können wir damit keine beliebigen Gedanken lesen, sondern nur jene, die der Computer zuvor gelernt hat. Bei Lichte besehen geht es hier also eher um ein Wiedererkennen. (Ebd., 94)

Die Methode der multivariaten Mustererkennung zeigt exemplarisch, wie Neuronale Netzwerkmodelle als operative Entscheidungssysteme eingesetzt werden, um Aktivitätsmuster in Hirnscans ausfindig zu machen. Neben der Vorstellung der Mind-Reading-Methode widmet sich das 2021 erschienene Buch von Haynes und Eckholdt den Themen freier Wille, Lügendetektoren und Neuromarketing. Diese Zusammenstellung ist nicht zufällig: Sie baut auf dem Argument auf, dass der Mensch nicht über einen freien Willen verfügt, dass die Mind-Reading-Methode dies beweise und dass die Maschine dadurch, dass sie in den Daten versteckte Gedanken findet, als Lügendetektor und für entsprechendes Neuromarketing eingesetzt werden könne.

Mit dem Beispiel möchte ich zweierlei zeigen. Erstens kommen in der multivariaten Mustererkennung verschiedene Herangehensweisen zusammen: die im MRT generierten funktionellen Daten, die mithilfe stochastischer Berechnungen, heute Neuronalen Netzen, analysiert werden, um den Daten wiederkehrende Muster abzuringen. Zweitens wird hier einmal mehr die Deutungshoheit neurowissenschaftlicher Erklärungen aufgewertet durch Auswertungsverfahren, die allein mit rechenstarken Computern getätigt werden können, die aus einem Istzustand der Gehirnaktivität immerwährende und in die Zukunft gerichtete Verhaltensweisen herauslesen sollen. Das sogenannte Mind Reading geht konkret davon aus, dass die aus dem Gehirn ausgelesenen Daten vor allem die weniger bewussten Vorgänge eines Menschen offenlegen und damit einen Zugang zum Unbewussten ermöglichen.

Über diesen vermeintlich direkten Zugang zum Unbewussten stellt das Mind Reading den freien Willen infrage und postuliert die Annahme, dass die gewonnen Hirndaten mehr über den Menschen preisgeben, als diesem selbst bewusst sei: »Diese Experimente könnten ein Indiz dafür sein, dass der Hirn-

scanner unter bestimmten Bedingungen mehr Informationen bereitstellt als die Beobachtung des Verhaltens.« (Haynes/Eckholdt 2021, 219)

Die Annahmen der Brain-Reading-Methode führen auch dazu, Algorithmen als funktionsgleiches Pendant zu morphologisch neuronalen Netzwerken zu stilisieren. Das heißt, der Einsatz artifizieller Netzwerke in der multivariaten Mustererkennung suggeriert eine funktionelle Ähnlichkeit und leistet damit einer Essenzialisierung der mathematischen Modelle Vorschub. Besonders eindrücklich zeigt dies eine Brain-Reading-Studie, die Shinji Nishimoto und Kolleg*innen aus dem Labor von Jack Gallant an der University of California in Berkeley mit Bewegtbildern durchführten. Die Methode, mit der die Aktivitätsmuster statischer Bilder aus Hirnscans ›ausgelesen‹ werden können, lässt sich bis zu einem gewissen Grad auch auf bewegte Bilder anwenden:

> Dafür muss der Computer nach einem ähnlichen Prinzip wie bei statischen Bildern lernen, wie sich bewegte Bilder im Gehirn abbilden. Ein Film besteht aus der einer Abfolge rasch hintereinander gezeigter Einzelbilder. Jedes Bild bleibt für ca. 16 bis 50 Millisekunden stehen, dann kommt das nächste. [...] Entsprechend verarbeitet das Gehirn solche Filme als Bewegungsmuster. Um Filme zu decodieren, muss man dem Computer also beibringen, viele einfache Bewegungsformen zu sehen, ähnlich den einzelnen Bildpunkten im vorherigen Beispiel. (Haynes/Eckholdt 2021, 138)

Im Rahmen der Studie wurden den Probanden einige YouTube-Videos gezeigt und ihre Hirnaktivität mittels eines Magnetresonanztomografen gemessen. Danach wurde ein Algorithmus programmiert, der in den Hirnscans nach Mustern einfacher Bewegungsfolgen suchte.

> Im nächsten Schritt lernte der Computer eine Reihe von YouTube-Filmen zu decodieren. Es wurde getestet, ob er in der Lage war, auch neue Filme – also welche, deren Aktivitätsmuster nicht zuvor anhand der Probanden gespeichert wurden – richtig auszulesen. Dabei verwendeten sie einen spannenden und innovativen »Mischungsansatz«: Der Computer versuchte, die Bewegungen zu rekonstruieren, indem er diejenigen Videos zusammenmischte, die zur Hirnaktivität der Probanden am besten passten. (Ebd., 138)

In der Studie hatten Wissenschaftler*innen die Daten der funktionellen Hirnscans mit multivariater Mustererkennung nach Mustern davon durchsucht, was sie den Proband*innen im MRT gezeigt hatten: Das heißt, aus den Mus-

tern in den Hirnscandaten wurden Bilder herausgelesen, die dann wiederum, stark verrauscht, zu einem Video zusammengeschnitten wurden.

Insbesondere das letzte Beispiel offenbart, was hier für die Analyse zusammengeführt wird: Daten aus funktioneller Magnetresonanztomografie mit Deep-Learning-Algorithmen, die nach Mustern suchen. Und hier zeigt sich auch ein weiteres Feld, in dem Deep-Learning-Algorithmen (oder auch künstliche Neuronale Netzwerke) Anwendung und Verbreitung erfahren. Der gesamte grafische und filmische Sektor hat fundamental von der Bereitstellung dieser neuen ›selbstlernenden‹ Algorithmen profitiert: von der Pinselspitze bei Photoshop, die über die zufällige Verteilung des Aufzutragenden bestimmt (wie etwa die Verteilung der Tomaten, die sich auf dem Cover dieses Buches befinden), über Programmierungen beziehungsweise Animationen von Filmsequenzen bis hin zur Manipulation ganzer Bewegtbildsequenzen, auch als *deep fakes*[1] bezeichnet. Die Vermittlungsschritte eines Unbewussten existieren in einer Welt des Mind Reading, der Mustererkennung und Vorhersage kaum mehr, denn mit den neuen Technologien und Modellen lässt sich angeblich direkt erkennen, was Menschen sich wünschen, was sie wollen und denken. Das Ableiten von Hirndaten stellt demnach eine Abkürzung zu den vermeintlichen Gedanken und Wünschen des Menschen dar und damit eine klare Positionierung gegen die Möglichkeit eines ›freien Willens‹.

Die vorhersagende Maschine behauptet, berechnen beziehungsweise auslesen zu können, was der Mensch ›wirklich‹ denkt. Durch diese Reduktion menschlicher Denkprozesse, selbst der heimlichsten Wünsche, die hier äußerst wirksam mit *unbewussten* Wünschen gleichgesetzt werden, auf wenige Muster im Gehirn, wird das zu Wissende und zu Fühlende in die Welt der Mathematischen Logik und Berechenbarkeit verlagert. Was aber macht diese Überwältigungsthese, die »Gehirne wüssten es besser als der Mensch selbst«, mit unserer Vorstellung von mündigen Subjekten?

---

1 Mithilfe Neuronaler Netzwerkalgorithmen können als *deep fakes* bezeichnete Videos hergestellt werden: Videofrequenzen, in denen der Mund und die Stimme von Menschen so graphisch animiert werden, dass sie Aussagen treffen, die sie nie gesagt haben.

3 Kein freier Wille, nirgends. Warum Entscheiden nicht Wählen ist

> Da es dem König aber wenig gefiel, daß sein Sohn, die kontrollierten Straßen verlassend, / sich querfeldein herumtrieb, um sich selbst ein Urteil über die Welt zu bilden, / schenkte er ihm Wagen und Pferd. / »Nun brauchst du nicht mehr zu Fuß zu gehen«, waren seine Worte. / »Nun darfst du es nicht mehr«, war deren Sinn. / »Nun kannst du es nicht mehr«, deren Wirkung – *Anders 1980, 97*

An die Debatten über artifizielle Neuronenmodelle wie Neuronale Netzwerkmodelle und das algorithmische und vorhersagende Gehirn schließt sich (fast notwendig) die Diskussion um den ›freien‹ Willen an. Seit einigen Jahren belegen neurowissenschaftliche Forschungen auf vielerlei unterschiedliche Weise, dass Entscheidungen ›im‹, das heißt ›vom‹ Gehirn getroffen werden. Dieser Fokus auf Entscheidungsoperationen neuronaler Funktionsweisen, die auf deterministischen, physikalischen Gesetzen basieren, beeinflusst, wie der freie Wille verstanden wird. Wenn er auf mathematischen Vorhersagen beruht, kann er ergo so frei nicht mehr sein:

> [I]t is hard to deny what some brain researchers postulate, such as »We do not do what we want, but we want what we do« and »We should stop talking about freedom. Our actions are determined by physical laws.« This point of view has been substantially supported by spectacular neurophysiological experiments demonstrating action-related brain activity (readiness potentials, blood oxygen level-dependent signals) occurring up to several seconds before an individual becomes aware of his/her decision to perform the action. (Braun 2021, 1)

Über einen ›freien Willen‹ zu verfügen, meint zunächst nur, dass Entscheidungen frei getroffen werden können. Die seit vielen Jahren wogenden Debatten in den Geistes- und Sozialwissenschaften, in den Neurowissenschaften und unter Jurist*innen versuchen zu klären, was unter ›frei‹ zu verstehen sei, was eine freie Entscheidung ausmacht, wann Menschen frei entscheiden kön-

nen und unter welchen Bedingungen das nicht geht. Über die Debatte selbst ließen sich ganze Bücher füllen. Ich konzentriere mich daher im Folgenden auf die Auswirkungen, die der Siegeszug mathematisch-formaler Entscheidungen auf die Konzeptualisierung des freien Willens hat. Was ließe sich etwa unter den Prämissen stochastischer Neuronenmodelle über unentschlossenes Denken sagen?

Der freie Wille

Über Fragen der menschlichen Willensbildung und Entscheidungsfindung nachzudenken, war über Jahrhunderte Sache von Philosophen, Rechtsgelehrten, Psychologen und Theologen. Nun, seit etwa Mitte des 20. Jahrhunderts wollen auch Hirnforscher*innen mitreden. Die grundlegende Prämisse hierfür ist die Annahme, »dass alles Menschliche wie Fühlen, Denken, Handeln neurobiologische Korrelate hat« (Bauer 2015, 24). Diese heute kaum mehr umstrittene Zusammenführung vom – vermeintlich wichtigsten menschlichen – Organ/Neuronensubstrat und seinen Funktionsweisen, von Gehirn und Geist, Mind and Brain, ist das Ergebnis eines jahrhundertealten Streits. Dass Gehirn und Funktion erkenntnistheoretisch nicht mehr zu trennen seien, ist die eine Sache, wie aber der Geist, die Psyche und menschliche Verhaltensweisen ins Gehirn eingelagert sind, eine ganz andere, und so geht der Streit weiter. Heute streitet man sich über die Verfasstheit der neuronalen Strukturen, die entweder als deterministisch oder als komplex und plastizitär, als rekursiv von der Umwelt lernend und mitwachsend angesehen werden. Am Beispiel des freien Willens flammt dieser Streit immer wieder auf, soll das autonome freie Subjekt über die Frage nach der möglichen Freiheit seines Willens entweder verteidigt oder abgeschafft werden. Im Folgenden wird argumentiert, dass der freie Wille kein adäquater Gradmesser für die Komplexität des menschlichen Subjekts darstellt und dass es bei der Verteidigung des gar nicht mal so autonomen, weil fundamental auf andere angewiesenen Subjekts nicht um die Gegenüberstellung von determiniert *versus* frei gehen sollte, weil das den Gegenstand der Überlegung verfehlt.

»Bedeutet die Verankerung der menschlichen Willensbildung in unserer natürlichen Existenz, dass alle menschlichen Willensakte vorab durch in unserem Gehirn ablaufende Prozesse determiniert sind?«, fragt sich der Neurobiologie Joachim Bauer (2015, 24) und beginnt damit seine Überlegungen über den »freie[n] Willen und die Hirnforschung« (ebd.). Da sich hier nicht die gesamte Debatte wiedergeben lässt (in der Philosophie beginnt diese Aus-

einandersetzung spätestens, weil ab dann überliefert, mit Platon), werde ich mich im Folgenden auf zweierlei beschränken: die Interpretation des ›freien Willens‹ nach dem Libet-Experiment und im Anschluss daran die geräuschlose, aber sukzessive Abschaffung des freien Willens durch mathematische Modelle der Hirnforschung. Zudem sei ergänzt: Der freie Wille taugt durch seine Unterkomplexität kaum als Konzept für ein tieferes Verständnis von den Zusammenhängen von Gehirn und Geist, hat kein Verständnis für das Unbewusste, eine erste und zweite Natur (Adorno) oder das Ich, das Es und das Über-Ich (Freud).

Ausgangspunkt für die seit den 1990er-Jahren geführte Diskussion um den freien Willen ist das von dem Neurowissenschaftler Benjamin Libet durchgeführte Experiment zu Bereitschaftspotenzialen, dessen Ergebnisse von Libet 1983 veröffentlicht wurden. Libets Experiment geht die Arbeit von Hans-Helmut Kornhuber und Lüder Deecke voraus, die bereits in den 1960er-Jahren

> an der Universität Freiburg im Breisgau die Hirnstromkurven von Personen untersucht, die selbstinitiierte, willentliche Bewegungen ausführten. Dass die Hirnstromkurve, auch EEG genannt, bei der Ausführung einer Bewegung mit einem Anschlag, einem sogenannten Potential reagiert und damit das Aktivwerden eines im Gehirn jeweils zuständigen Nervenzell-Netzwerkes anzeigt, war bereits damals keine Überraschung mehr. Neu war aber etwas anderes: Die beiden Hirnforscher entdeckten, dass die Hirnstromkurve bereits etwa eine Sekunde *vor* Ausführung einer Bewegung beginnt, einen schwachen, ansteigenden Ausschlag, also ein der Bewegung vorausgehendes Potential, zu produzieren. (Bauer 2015, 196)

Diese sehr schwache elektrische Aktivität des Gehirns, die einer willentlichen Bewegung vorausgeht – so schwach, dass die Existenz des Signals erst durch das Übereinanderlegen von bis zu 40 gemessenen Hirnstromkurven der gleichen Testperson hervortritt –, wurde von Kornhuber und Deecke Bereitschaftspotenzial genannt. Libet wiederum knüpft an diese Beobachtung eines einer beabsichtigten Bewegung vorgeschalteten Bereitschaftspotenzials an und will in seinem Experiment diesem Potenzial weiter nachgehen. Zur Klärung dieser Frage wiederholte Libet die von Kornhuber und Deecke durchgeführten Experimente (Libet et al. 1983).

Auch in Libets Experimentenanordnung wurden Testpersonen aufgefordert, sich innerhalb eines kurzen, wenige Sekunden währenden Zeitfensters zu entscheiden, mit dem Finger eine Bewegung auszuführen.

> Den Zeitpunkt der Bewegung sollten die Probanden – innerhalb des ihnen vorgegebenen Zeitfensters – selbst frei bestimmen. […] Um untersuchen zu können, in welcher zeitlichen Beziehung das Bereitschaftspotenzial mit der bewussten Entscheidung, den Finger zu bewegen, stand, benötigte Libet eine Auskunft der Testperson über den genauen Zeitpunkt ihres bewussten Entschlusses, den Knopf zu drücken. Dieses etwas knifflige Problem löste er – in Anlehnung an Experimente des Physiologen und Psychologen Wundt (1832–1920) – mit einer großen Uhr, auf der für die Testperson ein zügig kreisender Zeiger zu sehen war. Auf diese Weise konnten die Probanden den Zeitpunkt ihrer bewussten Entscheidung durch die jeweilige momentane Position des kreisenden Zeigers bestimmen und mitteilen. (Ebd.)

In Rekurs auf die Selbsteinschätzung der Proband*innen lag der Moment der Entscheidung, den Finger zu bewegen, durchschnittlich 200 Millisekunden vor der ausgeführten Bewegung. Das mithilfe des EEGs gemessene Bereitschaftspotenzial aber lag etwa eine Sekunde vor der tatsächlich erfolgten Bewegung. Daraus lässt sich schließen, dass die bewusste Entscheidung zur Bewegung des Fingers, gemessen durch die zeitliche Selbsteinschätzung der Proband*innen, auf das im Gehirn gemessene Bereitschaftspotenzial folgte. »Das Gehirn der Probanden war also – wie es schien – bereits vorbereitend aktiv geworden, *bevor* die Probanden ihre bewusste Entscheidung getroffen hatten.« (Ebd.)

Libets Experimente führten zu einer hitzigen und seitdem anhaltenden breiten Diskussion um die Möglichkeiten und Bedingungen eines ›freien Willens‹. Beteiligt sind hieran fast alle wissenschaftlichen Disziplinen, von der Philosophie, Physiologie, Psychologie, den Kognitionswissenschaften, Neurowissenschaften und Medienwissenschaften über die Pädagogik, und auch gesellschaftlich-ethische Fragen hängen an der Diskussion um den freien Willen. Nicht zu vergessen die Computational Neurosciences, die Cognitive Computational Neurosciences, die künstliche Intelligenz und die Robotik, die hier gesondert genannt werden, da sie zum einen für eine mathematische Beantwortung der Frage um freiheitliche Entscheidungen stehen und zum anderen dafür verantwortlich sind, dass die Existenz des freien Willens aktuell nicht nur aufgrund fehlender Modelle negativ beschieden wird, sondern die Debatte um die Möglichkeit eines freien Willens auf ganz bestimmte Weise beeinflusst ist.

Im deutschsprachigen Raum erklären in dieser Diskussion vor allem zwei Protagonisten dem freien Willen eine deutliche Absage: Für die beiden Hirn-

forscher Gerhard Roth und Wolf Singer war Libets Experiment der Beweis dafür, dass der freie Wille ein Trugbild sei, wie Joachim Bauer zusammenfasst:

> Das bewusste Ich bilde sich zwar ein, Entscheidungen zu fällen. Vor dem bewussten Ich habe aber immer schon das Gehirn entschieden, das Ich nicke dessen Entscheidung sozusagen nur nachträglich ab. »Nicht das Ich, sondern das Gehirn entscheidet.« (Roth 2003) Auch Singer sah das Ich entmachtet, da alle Entscheidungen auf »gleichermaßen deterministischen neuronalen Prozessen beruhen« (Singer 2004). Da keiner anders könne als er (oder sie) nun mal sei, solle man »aufhören, von Freiheit zu reden.« (2015, 196)

Weder Kornhuber und Deecke noch Libet teilten die Sicht von Roth und Singer. Libet selbst interpretiert die von ihm gemessenen insgesamt 0,5 Sekunden nicht als Beweis gegen den freien Willen, sondern schlägt ein anderes Verständnis des freien Willens vor: »[W]e may exert free will not by initiating intentions but by vetoing, acceding or otherwise responding to them after they arise.« (Zit. n. Massumi 2002, 29)

›Freier Wille‹ in Libets Experimenten bedeutet also nicht, rein intentionale Absichten ›in Auftrag zu geben‹ und auszuüben, sondern dass ein Abwägen bereits in den Prozessen selbst liege. Der Vorschlag Libets, den freien Willen nicht als im luftleeren Raum gefällte Absichtsäußerung im Sinne einer Entweder-oder-Entscheidung zu verstehen, verweist auf eine historisch gewachsene Problematik dieses Konzepts. Denn das Konzept des ›freien Willens‹ ist eingewoben in die Vorstellung von aufgeklärten und frei über sich selbst bestimmenden politischen Subjekten, die nicht in irgendeiner Form in Macht- oder Abhängigkeitsverhältnisse, nicht in Lohn-, Pflege- oder Sorgearbeit eingebunden sind, frei von Süchten, emotionalen Verstrickungen oder Verpflichtungen sind. Der ›Wille‹ ist im Konzept des ›freien Willens‹ konkret mit der Vorstellung verknüpft, eine freie Entscheidung fällen zu können und immer auch eine Wahl zu haben.

Auch wenn die Kritik am Konzept des freien Willens wichtig ist, sollte die darin enthaltene Annahme eines nicht deterministisch festgelegten Menschen weiter verteidigt werden. Dennoch kann es langfristig nicht um die Rettung des Begriffs eines ›freien Willen‹ gehen, fügt er sich doch zu leicht in die Logik eines als unabhängig gedachten, autonomen Subjekts ein, das logisch fundierte, rationale und somit als frei definierte Entscheidungen trifft.

Stochastische Entscheidungen, eingeschrieben in technisch regulierte Abläufe, führen jedoch zu einer epistemischen Zwangsläufigkeit: »Die Instrumentelle Vernunft kann Entscheidungen treffen, aber zwischen Entscheiden und Wählen besteht ein himmelweiter Unterschied.« (Weizenbaum 1990, 338) Die Macht, die uns intelligente Technologien versprechen, da ist sich Weizenbaum sicher, »ist nichts, wenn sie nicht bedeutet […], zu wählen« (ebd.), wenn wir keine Wahl haben.

4 Ausblick: Die Schönheit des Denkens

My conscious begs for time – *IAMX – Insomnia*

Auf die Schwierigkeit die Forschungsbereiche der Computational Neuroscience und der KI sowie Machine Learning voneinander abzugrenzen, habe ich in diesem Buch immer wieder hingewiesen. Denn einerseits ist die Grenze nicht klar zu ziehen, und andererseits gehen die beiden Felder nicht ineinander auf. Gleichzeitig ist der Unterschied für jede*n einzelne*n Wissenschaftler*in im Feld sehr bedeutungsvoll. Ist es doch diese Abgrenzung, aus der folgt, auf welches Erklärungsmodell der Funktionsweise des Gehirns zurückgegriffen wird und wie sehr die als Methode entwickelten Neuronenmodelle als epistemische Verallgemeinerungen angenommen und als Kausalerklärung gesetzt werden.

In einem Interview wird die Spannung thematisiert, die sich aus der Verwendung von Mathematik in der eigenen Forschung und der allgemeinen Frage, ob hierdurch der Mensch als reine Entscheidungsmaschine konstruiert wird, ergibt:

> I can see the tension, on the one hand, as a scientist I like mathematization, because you know, it is nice and clear and we know what the models are – and maybe they're wrong, I mean these models are wrong, but at least I know how they are wrong. But then the flipside is how this affects our self-image or image of others. Does that mean, that we see people as machines? I don't. I think I can safely say, that I do not see or treat my fellow human beings as machines. But I do feel that there is a tension there. Not in myself, because I don't feel internally confused by this, but I do think for instance for people who see my work that they may think: oh, that is a very reductive way of thinking about human beings. But I

> don't think so. I actually think, with computational proofs I can actually show that people are capable of doing things that no machine can do. Like creativity. I do use mathematics for that, but of course the very fact of using mathematic does not make you start to mathematically think about human behavior. (Interview 6, 57 Min.)

Es kann also meines Erachtens nicht um ein generelles Infragesstellen von Mathematik und mathematischer Logik in neurowissenschaftlichen Praktiken gehen. Was aber zur Debatte steht, ist die Einsicht, dass Algorithmen und Neuronenmodelle nicht neutral sind und jede »Betrachtung des Gehirns zwangsläufig politisch ist« (Malabou 2006, 80). Im Anliegen dieses Buches steckt der Wunsch, die Ideengeschichte der Mathematik mit der Wissenschafts- und Technikgeschichte zu verknüpfen und darüber zu einem Verständnis zu gelangen, welcher Art die Argumente einer gegenwärtig deutungsmächtigen Disziplin wie der Computational Neurosciences sind. Zu verstehen, auf welchen Grundannahmen aufgebaut wird und wie diese ausgebaut werden und die Erkenntnisproduktion heute leiten. Zu verstehen, worauf das Licht der Computational Neurosciences derzeit fällt. Strategie dieses Buches ist es, einerseits der Herausbildung der Computational Neurosciences nachzugehen, andererseits, ihre immanenten Logiken herauszustellen. Das Zusammentragen und Beschreiben verlangten nach einer erheblichen Reduktion in der Darstellung der Konzepte und ein Ausklammern der vielen, parallel stattfindenden Entwicklungen in den anderen Bereichen neurowissenschaftlicher Forschung, die in manchen Fällen auf die gleichen Begriffe zurückgreifen, aber unter Umständen unterschiedliche Bedeutungen beinhalten.

Mir geht es nicht um eine Bewertung des untersuchten Wissenschaftsbereichs, sondern um das Offenlegen der zahlreichen epistemisch-technischen Spuren, die sich heute in der computergestützten Wissensproduktion über das Gehirn wiederfinden lassen. Dies soll dazu dienen, das so gewonnene Wissen besser einschätzen und kontextualisieren zu können. Was davon wollen wir, welche Fragen werden vielleicht falsch gestellt und könnten mit anderen Methoden so gestellt werden, dass sie dem Gegenstand besser gerecht werden? Wie lassen sich Mathematik und Technologien nutzen, um dem gerecht zu werden, was mit ihnen untersucht werden soll: menschliches Denken und menschliche Verhaltensweisen? Die Beantwortung dieser Fragen liegt außerhalb des Rahmens dieses Buchs. Es verschafft jedoch einen Überblick über die Technologien und Methoden sowie die in sie eingewobenen Modelle und

Annahmen und erlaubt es, diese Fragen in einer Form zu stellen, die Diskussionen ermöglicht, die über die oftmals reduktionistische Modellierung der Wirklichkeit der Computational Neurosciences hinausgehen. In diesem Sinne ist das Ziel dieses Unterfangens, herauszustellen, dass Antworten, die auf Leibniz' Systemlogik und auf Wahrscheinlichkeitsrechnungen basieren, unweigerlich naturalisieren.

Die einer Mathematischen Logik folgende Neurowissenschaft lotet immer auch das Verhältnis von Kultur und Natur aus und bestimmt darüber, wie sich der Mensch selbst auffasst. In einer feministischen Studie aus den Science and Technology Studies wie der vorliegenden gilt es immer auch die Frage anzuschließen, wie in bestimmten Wissenskonstellationen – hier in der Mensch-Maschine-Konstellation – das Verhältnis von Natur und Kultur angelegt ist, und darauf hinzuweisen, dass auch das vermeintlich rein Biologische auf Metaphern und Konzepten beruht, die sich der Mensch ausgedacht hat, um Wissen über sich selbst und Maschinen hervorzubringen. So wie Marx darauf hingewiesen hat, dass die ökonomischen Verhältnisse seiner Zeit nicht auf göttlich-biologischen und damit unveränderbaren Strukturen beruhen, sondern menschengemacht und damit veränderbar sind, so stellt das Aufdecken des Mensch-Maschine-Verhältnisses scheinbar natürliche Schlussfolgerungen infrage und verweist auf ihre biopolitischen, also ihre regulierenden Wirkungen. Wie kann das Mensch-Maschine-Verhältnis entbiologisiert werden?

Wir wissen immer nur so viel über unsere Sinne, wie uns unsere Medien/Technologien über sie verraten (vgl. Kittler 2002). Dieser Gedanke Friedrich Kittlers über den Zusammenhang dessen, wie wir uns selbst imaginieren – also wie wir uns modellieren und ausdenken, wie unser Gehirn funktioniert, wie die Denkprozesse ablaufen – und den technischen Apparaturen, die wir alltäglich verwenden, gar nicht unbedingt nur, aber auch, um diese Prozesse zu untersuchen, verweist auf die Notwendigkeit, sich die symbolische Bedeutung der in den erkenntnisproduzierenden Neurowissenschaften und ihren Modellen verwendeten Begrifflichkeiten genauer anzuschauen. Aber nicht nur die symbolische Ebene spielt hier eine Rolle, auch die Art, wie wir Denken denken. Algorithmisches Denken, so der Mathematiker Sebastian Stiller, »verändert nicht nur, was wir denken, sondern wie wir denken. Wir denken mit anderen Methoden und Kriterien über diese Welt nach. […] Es verändert den Einzelnen und die Gesellschaft im Ganzen. Schon die Produkte des algorithmischen Denkens lassen unsere alltägliche Klugheit verkümmern.« (Stiller 2015, 32) Den letzten Satz würde ich in dieser von Sebastian Stiller

vorgenommenen Verkürzung nicht unterschreiben, nutze ihn aber, um auf die Problematik der kapitalistischen Instrumentalisierung technischen Fortschritts hinzuweisen. Denn die derzeitige Erschließung des Gehirns erfolgt unter der Prämisse, dieses für technische Apparaturen und Prothesen bereitzustellen.

Eine Konsequenz aus dieser Einsicht verlangt die umfangreiche Denaturalisierung und historische Kontextualisierung der verwendeten Modelle, Daten, Neuronalen Netzwerke und anderer Modelle der Kognitionswissenschaften, wie etwa die Gleichsetzung von Auge und Wahrnehmung. Die Medienwissenschaftlerin Orit Halpern fordert die historische Situierung wissenschaftlicher Prämissen und Vorannahmen: »about the value of data, our regular obsession with »visualization«, and our almost overwhelming belief that we are in the midst of a digital-media-driven »crisis« of attention that can only be responded to through recourse to intensifying media consumption.« (Halpern 2014, 1)

Es muss hier selbstverständlich unterschieden werden zwischen der Verwendung einer mathematischen, formalen Sprache mit dem Wissen um ihre Vor- und Nachteile und der Behauptung, dass sie die einzige Sprache sei, die dabei helfen kann, Wissen über einen bestimmten Untersuchungsgegenstand zu generieren. Denn welches mathematische Modell, welcher statistische Weg für die Analyse verwendet wird, entscheidet mit darüber, welche Charakteristika einem Prozess oder einem Verhalten zuerkannt werden und worauf der Fokus der Untersuchung gelegt wird. Alle dynamischen Prozesse in der Untersuchung von Entscheidungsfindung etwa basieren auf dem Konkurrenzgedanken, also darauf, welches Netzwerk als Erstes die Membranaktivität aufbringt und feuert, welches als Erstes ›schreit‹. Welchen Einfluss diese Grundannahme, die allen Untersuchungen zu Neuronalen Netzwerken zugrunde gelegt wird, auf die Unterschungsergebnisse hat, lässt sich nur schwer einschätzen. Zu bedenken ist in jedem Fall, dass die Herangehensweise, biologische und biochemische Systeme und allgemein alle evolutionären Prozesse im kapitalistisch-neoliberalen Sinne als Ergebnis von Konkurrenz zu betrachten, nicht zum ersten Mal in die Kritik gerät. Der wesentliche Grund dafür ist, dass er verhindert, Prozesse und daraus sich ergebende Verhaltensweisen als Ergebnis von Plastizität, Symbiose und Kooperation zu verstehen (vgl. Margulies 1995; Malabou 2006).

Gleichzeitig kann es nicht darum gehen, sich von mathematisch-logischem Denken, mathematischen Modellen und Stochastik generell zu verabschieden. Mathematische Modelle, Mustererkennung und die Wahrschein-

lichkeitsrechnung sind wichtige Tools, um in den immer größeren Datenmengen überhaupt etwas zu erkennen und zu interpretieren. Es lässt sich aber nur dann eine kritische Perspektive entwickeln, wenn man versteht, wie mathematisch-logisches Denken funktioniert und wie leicht sich eine Statistik fälschen lässt, also nur, wenn man die Arbeitsweise und die daraus möglichen und naheliegenden Schlussfolgerungen der Logik und des mathematischen Denkens nachvollziehen kann. Das Beispiel der Relativitätstheorie zeigt auch, dass eine Gleichung, die sich über ihren epistemischen Gehalt bewusst ist, eine große Offenheit gegenüber dem zu formalisierenden Gegenstand einnehmen kann. Weizenbaum räsoniert, dass über den Computer oft gesagt würde, er sei ›nur‹ ein Werkzeug:

> Die Funktion des Wörtchens »nur« in dieser Aussage soll zu dem Schluß verleiten, daß der Computer in keinem fundamentalen Sinne sehr wichtig sein kann, da Werkzeuge an sich nicht sehr wichtig sind. Ich habe behauptet, daß Werkzeuge die Rekonstruktion der Wirklichkeit in der Phantasie des Menschen formen und deshalb an der Ausbildung menschlicher Identität beteiligt sind. (1990, 213)

Seine Analyse, Computer und K.I. als Werkzeuge zu verstehen, die gesellschaftliche Bedingungen mitverfassen, ist gleichermaßen richtig wie wünschenswert. Computer und künstliche Intelligenz als Werkzeuge zu beschreiben, würde derzeit einer ›Zähmung‹ aktueller Debatten gleichkommen, deren Versprechen und Dystopien alles beinhalten: von baldiger Übernahme der Macht oder zumindest der Forderung nach der dem Menschen gleichgestellten juristischen Subjektwerdung bis hin zu einer ohnmächtigen Hinnahme der Entwicklungen, teils aus dem Unverständnis dessen, was derzeit technisch machbar ist, teils weil diese Technologien als Heilsbringer inszeniert werden und ihre Entwicklung als unabwendbar erscheint. Weizenbaums Verweis zeigt, dass, erstens, Werkzeuge und ihre realitätsbegründenden Effekte nicht unterschätzt werden sollten, und dass es, zweitens, an der Zeit ist, die Erkenntnis- und Wahrheitsdispositive als streng historisch zu verorten, um zu verstehen, worauf gegenwärtige Wissensproduktion und Erkenntnisse basieren, um dann den Apparaturen einen Stellenwert zuzuschreiben, der ihnen angemessen ist: Hilfsmittel für den Menschen zu sein, Werkzeuge oder auch Prothesen, die etwas Bestimmtes können, für das sie unbedingt eingesetzt werden sollten, die aber für vieles andere keinen weiteren Nutzen haben.

Neuronale Netze instrumentalisieren durch die Implementierung mathematischer Argumentationen erneut eine Art instrumentelle, objektive Ver-

nunft. Die eigentlichen Probleme der in diesem Buch beschriebenen Mathematisierung der Wahrnehmung ergeben sich aus zweierlei: einerseits aus der konzeptuellen Abgrenzung des menschlichen Gehirns als eigenständiges, selbstlernendes und sich selbst erhaltendes System, abgetrennt vom Rest des Körpers und der Welt. Andererseits führt die Generalisierung dieser mathematischen Konzepte auf nahezu alle Abläufe zu einer Zurichtung von Welt und dem sich darin verortenden Menschen. Neuronale Netzwerke sind hierin hierarchisch bestimmt, auf Konkurrenz untereinander ausgelegt, suchen nach Ähnlichkeiten und bauen sich ihre kausalen Zusammenhänge in einer formalisierten Welt durch mathematisch formalisierte Entscheidungen, die das wahrscheinliche Eintreten vorhersagen oder Fehlerhaftigkeit zurückmelden, was wiederum eine Optimierung nach sich zieht. Neuronenmodelle modellieren die Eigenschaften, die auch an das neoliberale Subjekt gestellt werden, als eigenständige, sich selbst organisierende optimierende Systeme, die wiederum aus weiteren sich selbst organisierenden Systemen bestehen, alle abgetrennt voneinander. Erfahrung kann in diesem Modell nur vermittelt über Assoziationen oder Repräsentationen stattfinden, Wahrnehmung erfolgt hauptsächlich über das Auge. Denken ist eine hintereinander gereihte Ansammlung von Entscheidungen, die aber keine Wahl mehr ermöglichen, da der ›freie Wille‹ abgeschafft und durch innere, in der ›fehlenden halben Sekunde‹ einsetzende Affekte ersetzt wurde. Die Neuronenmodelle legen den Fokus auf systemimmanente Entscheidungen, die ›keine Wahl mehr lassen zu wählen‹.

Die kybernetische Einlagerung operationalisierbarer Schritte in die Logik von Entscheidungstechnologien erreichte im 20. Jahrhundert im Kontext von System- und Komplexitätstheorien einen bis heute wirksamen Interpretationsrahmen. Bei Thomas Lemke findet sich in *The Government of Things* (2021) der Verweis auf eine ab den 2000er-Jahren implementierte Neokybernetik. Im Gegensatz zu einer früheren Phase der Kybernetik, die sich durch den Fokus auf Probleme des Lernens, Formen der Selbstkontrolle und der Abgeschlossenheit von Systemen auszeichnet, verfolgt die Neokybernetik das Ziel einer grundlegenden Erfassung, Regulierung und Kontrolle von Verhalten, Affekten, von Beziehungen, von Intensitäten und Kräften (vgl. Lemke 2021, 177; Hörl 2017, 10).

Die Frage nach der Möglichkeit eines ›freien‹ Willens stellt sich heute, unter einer neo-kybernetischen Prämisse auch auf gesellschaftspolitischer Ebene neu. Die instrumentelle Vernunft wurde längst durch das Zusammenwirken einer sich abzeichnenden *Computational Rationality* (Berry 2011) und dem

sich Durchsetzen einer *Algorithmic Gouvernementality* (Rouvroy 2014) in technischen Regierungsweisen abgelöst. Was ist eine ›freie Entscheidung‹ in einer Welt, in der künstliche Intelligenzen personalisierte Profile von Personen anlegen und damit nicht nur mehr über jede*n Einzelne*n wissen als jeder Staat vor ihnen, sondern auch vermeintlich besser wissen, welche Vorlieben Menschen haben, oder sogar dank Auslesen von Daten meinen, besser zu wissen, was diese denken.

In die mathematisch-stochastischen Formalisierungen der modernen Hirnforschung sind epistemologisch wirkmächtige Grundannahmen eingelagert, die einen individuellen, substanzialistischen Blick auf das Gehirn befördern. So führt die *Mathematisierung der Wahrnehmung* zu einer formal-mathematischen Sprache, die einen »methodologischen Individualismus« (Ehrenberg 137) befördert, der sich statistisch ausdrückt. Das Interesse verschiebt sich von der »Wahrnehmung auf die Entscheidungsfindung« (Ehrenberg 2019, 138), da Entscheidungsfindung mit Hilfe der Wahrscheinlichkeitstheorie und Folgerungsstatistiken mathematisch vorhersagbar wird. Der im Buch beschriebene Zirkelschluss offenbart, dass die Implementierung der induktiven Logik in die mathematischen Berechnungen menschlicher Entscheidungsfindungen, diese aufgrund von Wahrscheinlichkeitsvorhersagen vorgenommenen Verallgemeinerungen, zur Metapher für kognitive Prozesse per se stilisiert werden. Das Ergebnis sind Modelle Neuronaler Netzwerke, die einzig die Grundlagen und weitere Verarbeitung dieser Entscheidungsfindungen thematisieren. Das führt zu einer radikalen Individualisierung auf das denkende Subjekt, da »[b]isher auf objektive Ungewissheiten bezogene Wahrscheinlichkeiten und Statistiken […] auf subjektive Wahrscheinlichkeiten erweitert« (ebd.) werden. Durch die Fokussierung auf Entscheidungsfindungen als charakteristisches Merkmal menschlichen Wahrnehmens kann Kognition nur noch »vom Individuum her« (ebd., 225) gedacht werden. Gleichzeitig folgen diese Entscheidungsfindungsprozesse einer induktiven Logik, der Logik also, die vom Besonderen auf das Allgemeine schließen lässt, vom subjektiv wahrscheinlichsten Eintreten eines Ereignisses, durch seine Projektion ins Unendliche, zu einer objektiven Wahrscheinlichkeit führt. Die aktuelle Erkenntnisproduktion über menschliches Denken und Wahrnehmen trägt diese verobjektivierende Unendlichkeitsannahme in sich. Eine nicht verortete, nicht kontextualisierte Zeitlichkeit schreibt sich in die objektive Erkenntnisproduktion ein und führt damit zu ›utopischen Erkenntnissen‹. Es sind solche Verallgemeinerungen epistemischer Grundannahmen, die den erkennenden Blick auf

den denkenden Menschen heute leiten. Ein Erkenntnisinteresse aber, dass Entwicklung und Prozesshaftigkeit außerhalb der Zeit modelliert und sie gleichzeitig zu einem Attribut des Absoluten macht, bringt nur einen stark limitierten Erkenntnisgewinn. Prozesse und Entwicklung ohne ihre vergänglich, entropischen Komponenten, also ohne Zeit die vergeht und nicht unendlich wiederholbar ist, zu konzeptionalisieren, begreift ›Entwicklung ohne Entwicklung‹. Dies beinhaltet die irreleitende Annahme, dass Prozesse, menschliches Denken und Neuronale Netzwerke sich allein aus sich selbst heraus entwickeln, in einer als absolut gedachten und aus der Zeit gefallenen Selbstreferenzialität.

Die Selbstreferenzialität und Abgegrenztheit des denkenden Ichs sind keine Episteme, die erst mit den Computational Neurosciences in die Wissensproduktion eingelagert wurden. Das autonom denkende Subjekt steht in einer langen Tradition der Philosophie und nicht nur der Philosophie des Geistes. Schon bei Platon ist das Denken »das Gespräch zwischen mir und mir selbst«. Auf die erkenntnistheoretischen Effekte des cartesianischen Dualismus und die Rolle des denkenden, erkennenden Ichs in natur- wie geisteswissenschaftlicher Wissensproduktion wurde bereits in Kapitel 1 hingewiesen. Im selben Kapitel wurde auf die Immanenz einer göttlichen Letztinstanz in der Regelhaftigkeit der mathematischen Ordnung aufmerksam gemacht, die sich bis heute in den abgeschlossenen Modellen organischer wie künstlicher neuronaler Netzwerke wiederfinden lässt: auf die Selbstreferenzialität neuronaler Systeme, die zwar mit Daten trainieren, aber ohne Lehrer lernen; und dass diese Systeme gleichwohl eine Kausalmatrix benötigen, an der sie sich ›orientieren‹, ebenso wie einen von außen angelegten Antrieb, der nicht näher ausgewiesen wird, sondern mit mathematischer Zufallsverteilung herbeigeführt wird. Neuronale Netzwerke sind zwar selbstreferenziell und selbstorganisiert, können sich aber nicht aus sich selbst heraus erklären beziehungsweise interpretieren. Was es braucht, ist der Austausch mit der Welt, mit anderen Netzwerken – nicht nur als Input und Output gedacht, sondern als Interaktion. Sonst bleibt dieser Antrieb in der Logik eines unbewegten Bewegers, einer göttlichen Instanz. Dieser Gedanke wurde bereits von dem Philosophen Ludwig Feuerbach im Anschluss an eine ausführliche Kritik der Religion seiner Zeit formuliert. So sieht Feuerbach die Aufgabe des Philosophierens darin, sich aus der absoluten Allwissenheitsdoktrin, dem *view of nowhere*, zu befreien, nicht das eigene Ich in den Mittelpunkt des Denkens zu stellen und menschliche Subjektwerdung als einen Dialog der das Andere miteinbezieht zu verstehen:

> Der absolute Philosoph sagte, oder dachte wenigstens, analog dem *L'etat c'est moi* des absoluten Monarchen und dem *L'etre c'est moi* des absoluten Gottes – von sich, als Denker natürlich, nicht als Menschen: *la verité c'est moi*. Der menschliche Philosoph sagt dagegen: ich bin auch im Denken, auch als Philosoph Mensch mit Menschen. Die wahre Dialektik ist kein Monolog des einsamen Denkers mit sich selbst, sie ist ein Dialog zwischen Ich und Du. (1843, 83)

In diesem Sinne möchte ich mit der Feststellung aus einem meiner Interviews enden, in der zu einer Neuausrichtung zukünftiger Hirnforschung aufgerufen wird, die bedenkt, dass das Gehirn nie die ganze Antwort bereithält:

> And this is important, because this means in order to explain cognition, we cannot explain it by the brain, we must assume that there is a world, that just the right way fits the brain. And so it is the world-brain pair that makes it possible. And, of course, cognitive neuroscience is not always like this, but then I say you have to look outside of the brain to understand how cognition can work in the world. If you only look in the brain, you will think you find answers, but they can never be complete. (Interview 6, 52 Min.).

Dank

Die Schönheit des Denkens drückt sich zuallererst in Form freundschaftlicher, kooperativer und solidarischer Verbundenheit mit anderen aus. Auch wenn es thematisch in diesem Buch kaum bis gar nicht, sicherlich aber zu wenig um derlei Schönheiten des Denkens geht, gilt das für den Entstehungsprozess des Buches glücklicherweise nicht. Im Gegenteil, dieses Buch konnte allein durch eine Vielzahl von Mitstreitenden und gelebten Kooperationen entstehen. Dass wissenschaftliches Denken und Theoretisieren nur als kollektive Praxis zu verstehen ist, ist zwar ein Gemeinplatz, den es aber immer wieder zu betonen gilt. Mein Dank geht raus an all die guten Freund*innen, die mal philosophierend ausschweifend, mal pragmatisch unterstützend, mal akademisch informiert, mal aktivistisch motiviert mein Leben und Denken bereichern und ermöglichen. Ihr lasst mich die Schönheit nicht nur im Denken, sondern auch im Leben erfahren.

Ein großes Dankeschön geht an meine Eltern Dieter Fitsch und Brigitte Mergner sowie meine Schwester Hellen Fitsch. Ihr seid der Ursprung und die Kontinuität meines Lebens, Denkens und Wirkens und ich verdanke euch mehr, als ich mit Worten auszudrücken vermag.

Mein besonderer Dank geht an all jene, die sich die Zeit genommen haben, Teile des Buches zu lesen und zu kommentieren: Rona Torenz, Daniela Döring, Pinar Tuzcu, Pia Volk und Anna Schwenck. Manuel Tiranno möchte ich für die kreative Unterstützung bei der Umsetzung meiner Coveridee danken.

Ich danke den wissenschaftlichen Institutionen, die mit Finanzierung und Infrastruktur dieses Buch ermöglicht haben: Allem voran danke ich dem Zentrum für Interdisziplinäre Frauen- und Geschlechterforschung an der TU Berlin für eine langjährige akademische Heimat, die andauernde Unterstützung und anregenden Diskussionen.

Ich danke meinen Freund*innen und Kolleg*innen des NeuroGenderings-Netzwerks, allen voran Anelis Kaiser-Trujillo, Deboleena Roy, Rebecca Jordan-Young, Cynthia Kraus und Sigrid Schmitz sowie allen anderen, die wundervolle Allies im Ringen um neurowissenschaftliche ebenso wie feministische Auseinandersetzungen darstellen und mich immer wieder daran erinnern, warum ich mich seit vielen Jahren kritisch, aber immer um Verständnis ringend, mit der Hirnforschung auseinandersetze.

Ich danke der Technischen Universität für die Open-Access-Finanzierung der Publikation, dem Projekt DiGiTal und insbesondere dem Kolloquium für die inspirierende Begleitung meiner Forschungsphase, finanziert vom Berliner Chancengleichheitsprogramm.

Ich danke meinen Interviewpartner*innen, die auf eigenen Wunsch nur anonymisiert in diesem Buch erscheinen, für ihr Vertrauen und ihre Zeit. Das ihr hier nicht mit euren Namen stehen wollt, sehe ich als ein Zeichen dafür, dass der kritische, interdisziplinäre Blick auf wirkmächtige akademische Epistemologien nicht unbedingt immer förderlich für die Karriere ist. Umso tiefgehender ist mein Dank, dass ihr euch auf die gemeinsamen Gespräche eingelassen habt. Ich danke Birgit Lulay fürs Lektorieren, Bea Ricke für ein Literaturverzeichnis, das sich sehen lassen kann und Isa Schneider, die selbst die chaotischste Fahne noch in den Griff zu kriegen vermag.

Literatur

Adorno, Theodor W. (1966): Negative Dialektik. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Adorno, Theodor W./Horkheimer, Max (2002): Dialektik Der Aufklärung. Philosophische Fragmente. Frankfurt am Main: S. Fischer.

Aicardi, Christine (2010): Harnessing non-modernity: A case study in Artificial Life. Diss. University College London 2010, online unter https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/192817/1/192817.pdf

Anders, Günther (1980): Die Antiquiertheit des Menschen. Bd. II: Über die Zerstörung des Lebens im Zeitalter der Dritten Revolution. München: Beck.

Angerer, Marie-Luise (1999): Body-Options. Körper. Spuren. Medien. Bilder. Wien: Turia + Kant.

Angerer, Marie-Luise (2007): Vom Begehren nach dem Affekt. Zürich/Berlin: Diaphanes.

Angerer, Marie-Luise (2011): Am Anfang war die Technik. Zu Bernard Stieglers zeit-technischer Verspätung des Menschen. In: Zeitschrift für Medienwissenschaft 5, S. 177–181, online unter https://mediarep.org/bitstream/handle/doc/2729/ZfM_05_177-181_%20Angerer_Zu_Bernard_Stieglers_zeit-technischer_Verspaetung.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Angerer, Marie-Luise (2015): Zur affektiven Re-Organisation von Gesellschaft und Psyche. In: Riss. Zeitschrift für Psychoanalyse 81, S. 105–124, online unter https://www.academia.edu/44316358/Zur_affektiven_Re-Organisation_von_Gesellschaft_und_Psyche_1

Bauer, Joachim (2015): Selbststeuerung. Die Wiederentdeckung des freien Willens. München: Blessing.

Bayes, Thomas (1763): An Essay towards solving a Problem in the Doctrine of Chances. In: Philosophical Transactions of the Royal Society 53, S. 374–418, online: https://doi.org/10.1098/rstl.1763.0053

Bayes, Thomas (1908): Versuch zur Lösung eines Problems der Wahrscheinlichkeitsrechnung. Herausgegeben von H.E. Timerding. Leipzig: Wilhelm Engelmann.

Beaulieu, Anne (2001): Voxels in the Brain: Neuroscience, Informatics and Changing Notions of Objectivity. In: Social Studies of Science 31, S. 635–680, online unter https://doi.org/10.1177/030631201031005001

Becker, Barbara/Weber, Jutta (2005): Verkörperte Kognition und die Unbestimmtheit der Welt. Mensch-Maschine-Beziehungen in der neueren K.I. In: Gerhard Gamm/Andreas Hetzel (Hg.): In Unbestimmtheitssignaturen der Technik. Eine neue Deutung der technisierten Welt. Bielefeld: transcript, S. 219–231.

Behrends, Ehrhard (2010): Ist Mathematik die Sprache der Natur? In: Mitteilungen der mathematischen Gesellschaft in Hamburg 29, S. 53–70.

Benjamin, Ruha (2019): Race after Technology. Abolitionist Tools for the New Jim Code. Cambridge, UK: Polity Press.

Benjamin, Walter (1963): Das Kunstwerk im Zeitalter seiner technischen Reproduzierbarkeit [1935]. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Berry, David (2011): The Philosophy of Software. Code and Mediation in the Digital Age. London: Palgrave Macmillan.

Bessenrodt, Rüdiger (1977): Brownsche Bewegung: Hundert Jahre Theorie der wichtigsten Brücke zwischen Mikro- und Makrophysik. In: Physikalische Blätter 33, H. 1, S. 7–16, online unter https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/phbl.19770330104

Birhane, Abeba (2017): Descartes was wrong: ›A Person is a Person through other Persons‹. In: Aeon, 7. April 2017, online unter https://aeon.co/ideas/descartes-was-wrong-a-person-is-a-person-through-other-persons

Böhme, Gernot (1993): Alternativen der Wissenschaft. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Bolz, Norbert (1994): Computer als Medium – Einleitung. In: Norbert Bolz/Friedrich A. Kittler/Christoph Tholen (Hg.): Computer als Medium, München: Fink, S. 9–18.

Boole, George (1847): The Mathematical Analysis of Logic. Being an Essay towards a Calculus of Deductive Reasoning. Cambridge: Macmillan, Barclay & Macmillan/London: George Bell.

Boole, George (1958): An Investigation of the Laws of Thought. On Which Are Founded the Mathematical Theories of Logic and Probabilities [1854]. New York: Dover Publications.

Borck, Cornelius (2017): Vital Brains. On the Entanglement of Media, Minds, and Models. In: Tara Mahfoud/Sam Mc Lean/Nikolas Rose (Hg.): Vital Models. The Making and Use of Models in the Brain Sciences. Amsterdam: Elsevier [Progress in Brain Research 233], S. 1–24.

Bose, Friedrich von (2017): Labor im Museum – Museum als Labor? Zur Ausstellung als sinnlich-ästhetischem Format. In: Karl Braun u.a. (Hg.): Kulturen der Sinne. Zugänge zur Sensualität der sozialen Welt. Würzburg: Königshausen & Neumann, S. 347–357.

Braun, Hans Albert (2016): Causality in Neuroscience and Its Limitations. Bottom-up, Top-down, and Round-About. In: Rubin Wang/Xiaochuan Pan (Hg.): Advances in Cognitive Neurodynamics (V), Singapur: Springer, S. 153–160, online unter https://doi.org/10.1007/978-981-10-0207-6_22

Braun, Hans Albert (2021): Stochasticity Versus Determinacy in Neurobiology: From Ion Channels to the Question of the ›Free Will‹. In: Frontiers in Systems Neuroscience H. 15, online unter https://doi.org/10.3389/fnsys.2021.629436

Breger, Herbert (2009): Leibniz' binäres Zahlensystem als Grundlage der Computertechnologie. In: Jahrbuch der Akademie der Wissenschaften zu Göttingen 2008, Berlin: de Gruyter, S. 385–391.

Breidbach, Olaf (1997): Die Materialisierung des Ichs. Zur Geschichte der Hirnforschung im 19. und 20. Jahrhunderts. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Breidbach, Olaf (2001): Hirn und Bewusstsein – Überlegungen zu einer Geschichte der Neurowissenschaften. In: Michael Pauen/Gerhard Roth (Hg.): Neurowissenschaften und Philosophie. Eine Einführung. München: Fink, S. 11–58.

Brian Christian/Griffiths, Tom (2016): Algorithms to live by. The Computer Science of Human Decisions. London: William Collins.

Bruder, Johannes (2017): Infrastructural Intelligence: Contemporary Entanglements between Neuroscience and AI. In: Tara Mahfoud/Sam Mc Lean/Nikolas Rose (Hg.): Vital Models. The Making and Use of Models in the Brain Sciences. Amsterdam: Elsevier [Progress in Brain Research 233], S. 101–128.

Buser, Anja (2021): Neuronale Netze und Selbstorganisation. Die Betrachtung Neuronaler Netze im Bereich der Psychologie aus dem Blickwinkel der Chaosforschung [2002]. Diplomarbeit Universität Trier, München: GRIN.

Capra, Fritjof (1983): Wendezeit. Bern/München/Berlin: Scherz.

Carnap, Rudolf (1959): Induktive Logik und Wahrscheinlichkeit. Wien: Springer.

Changeux, Jean-Pierre/Connes, Alain (1992): Gedanken-Materie. Berlin/Heidelberg: Springer.

Clark, Andy (2013): Whatever next? Predictive brains, situated agents, and the future of cognitive science. In: Behavioral and Brain Sciences 36, S. 181–253, online unter https://doi:10.1017/S0140525X12000477

Das Manifest. Was wissen und können Hirnforscher heute? (2013). In: Geist & Gehirn. Das Magazin für Psychologie und Hirnforschung. Dossier 1: Streit um das Gehirn, online unter https://www.spektrum.de/thema/das-manifest/852357

Daston, Lorraine/Galison, Peter (2017): Objektivität. Frankfurt: Suhrkamp.

Dath, Dietmar (2014): Klassenkampf im Dunkeln. Zehn zeitgemäße sozialistische Übungen. Hamburg: konkret.

Dath, Dietmar (2020): Hegel. Stuttgart: Reclam.

Dayan, Peter/Hinton, Geoffrey E./Neal, Radford M./Zemel, Richard S. (1995): The Helmholtz Machine. In: Neural Computation 7, H. 5, S. 889–904, online unter https://doi.org/10.1162/neco.1995.7.5.889

De Lauretis, Teresa (1987) : Technologies of Gender. Essays on Theory, Film and Fiction. Bloomington: Indiana University Press.

Derrida, Jacques (1989): Edmund Husserl's Origin of Geometry: An Introduction. Lincoln/London: University of Nebraska Press.

Dickel, Sascha (2019): Prototyping Society – Zur vorauseilenden Technologisierung der Zukunft. Bielefeld: transcript.

Donner, Martin (2006): Fouriers Beitrag zur Geschichte der Neuen Medien, online unter https://www.academia.edu/33834179/Fouriers_Beitrag_zur_Geschichte_der_Neuen_Medien

Döring, Daniela (2011): Zeugende Zahlen. Mittelmaß und Durchschnittstypen in Proportion, Statistik und Konfektion. Berlin: Kulturverlag Kadmos.

Dudai, Yadin/Evers, Kathinka (2014): To Simulate or Not to Simulate: What Are the Questions? In: Neuron 84, H. 2, S. 254–261, online unter https://doi.org/10.1016/j.neuron.2014.09.031

Ehrenberg, Alain (2019): Die Mechanik der Leidenschaften. Gehirn, Verhalten, Gesellschaft. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Engel, Andreas K./Gold, Peter (1998): Der Mensch in der Perspektive der Kognitionswissenschaft. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Engel, Andreas K./König, Peter (1998): Das neurobiologische Wahrnehmungsparadigma. Eine kritische Bestandsaufnahme. In: Andreas K. Engel/Peter

Gold (Hg.): Der Mensch in der Perspektive der Kognitionswissenschaft. Frankfurt am Main: Suhrkamp, S. 156–194.

Eubanks, Virginia (2017): Automating Inequality. How High-Tech Tools Profile, Police, and Punish the Poor. New York: St. Martins Press.

Ewald, William/Sieg, Wilfried (Hg.) (2013): David Hilbert's Lectures on the Foundations of Arithmetic and Logic 1917–1933. Berlin/Heidelberg: Springer.

Fechner, Gustav Theodor (1871): Zur Experimentalen Aesthetik. Leipzig: S. Hirzel.

Fechner, Gustav Theodor (1877): In Sachen der Psychophysik. Leipzig: Verlag von Breitkopf und Härtel.

Feuerbach, Ludwig (1843): Grundsätze der Philosophie der Zukunft. Zürich/Winterthur: Literarisches Comptoir.

Fitsch, Hannah (2013): Scientifically assisted telepathy? Objektivierung und Standardisierung in der modernen Hirnforschung. In: Phase 2. Zeitschrift gegen die Realität 47, H. 2, S. 5–7.

Fitsch, Hannah (2014): ... dem Gehirn beim Denken zusehen? Sicht- und Sagbarkeiten in der funktionellen Magnetresonanztomographie. Bielefeld: transcript.

Fitsch, Hannah/Meißner, Hanna (2017): Das An- und Fürsich apparativer Sichtbarmachungen. Ein historisch-kritischer Blick auf digitale Materialität. In: Behemoth. Journal on Civilisation 10, H. 1, S. 74–91, online unter https://ojs.ub.uni-freiburg.de/behemoth/article/download/944/904

Fleck, Ludwik (1980): Entstehung und Entwicklung einer wissenschaftlichen Tatsache. Einführung in die Lehre vom Denkstil und Denkkollektiv [1935]. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Fourier, Joseph (1878): The analytical theory of heat. [Théorie analytique de la chaleur, 1822]. Translated, with notes, by Alexander Freeman, M.A.. London/Cambridge/Leipzig: Cambrigde University Press.

Frege, Gottlob (1893): Grundgesetze der Arithmetik. Begriffsschriftlich abgeleitet. Jena: Verlag von Hermann Pohle.

Freikamp, Ulrike/Leanza, Matthias/Mende, Janne/Müller, Stefan/Ullrich, Peter/Voß, Heinz-Jürgen (2008): Kritik mit Methode? Forschungsmethoden und Gesellschaftskritik [Texte der RLS 42]. Berlin: Karl Dietz Verlag.

Fröba, Stephanie/Wassermann, Alfred (2007): Die bedeutendsten Mathematiker. Wiesbaden: Marix Verlag.

Gitelman, Lisa (Hg.) (2013): »Raw Data« is an Oxymoron. Cambridge, MA/London: MIT Press.

Glashoff, Klaus (2003): Gottfried Wilhelm Leibniz – Die Utopie der Denkmaschine. Vortragsmanuskript, online unter http://glashoff.eu/Texte/GottfriedWilhelmLeibniz6.pdf

Greif, Hajo (2014): Die Logik der Wissenschaft, die Höhle des Metaphysikers und die Leitern der Philosophie: Kurzes Portrait einer schwierigen Beziehung. In: Diana Lengersdorf/Matthias Wieser (Hg.): Schlüsselwerke der Science & Technology Studies, Wiesbaden: Springer, S. 23–38.

Guillaume, Marcel (1985) : Axiomatik und Logik. In: Jean Alexandre Dieudonné (Hg.): Geschichte der Mathematik. 1700–1900. Braunschweig: Vieweg, S. 748–882.

Hacking, Ian (1964): On the Foundations of Statistics. In: The British Journal for the Philosophy of Science 15, H. 57, S. 1–26.

Hacking, Ian (2001): An Introduction to Probability and Inductive Logic. Cambridge, UK: Cambridge University Press.

Hacking, Ian (2014): Why Is There Philosophy of Mathematics at All? Cambridge, UK: Cambridge University Press.

Hacking, Ian (2016): Logic of Statistical Inference [1965]. Cambridge, UK: Cambridge University Press.

Hagengruber, Ruth/Hecht, Hartmut (Hg.) (2019): Emilie Du Châtelet und die deutsche Aufklärung. Frauen in Philosophie und Wissenschaft. Women Philosophers and Scientists. Wiesbaden: Springer VS.

Hagner, Michael/Borck, Cornelius (2001): Mindful Practices: On the Neurosciences in the Twentieth Century. In: Science in Context 14, H. 4, S. 507–510, online unter https://doi.org/10.1017/s0269889701000229

Hall, Kevin (2014): Hans-Jörg Rheinberger: Experimentalsysteme und epistemische Dinge. In: Diana Lengersdorf/Matthias Wieser (Hg.): Schlüsselwerke der Science & Technology Studies, Wiesbaden: Springer, S. 221–233.

Halpern, Orit (2014): Beautiful Data: A History of Vision and Reason since 1945. Durham: Duke University Press.

Haraway, Donna (1988): Situated Knowledges: The Science Question in Feminism and the Privilege of Partial Perspective. Feminist Studies 14, H. 3, S. 575–599.

Hardy, Godfrey H. (1940): A Mathematician's Apology. Cambridge: Cambridge University Press.

Heine, Heinrich (1991): Zur Geschichte der Religion und Philosophie in Deutschland. In: Heines Werke. Fünfter Bd., 16. Aufl. Berlin/Weimar: Aufbau.

Heintz, Bettina (1993): Die Herrschaft der Regel. Zur Grundlagengeschichte des Computers. Frankfurt am Main: Campus.

Heintz, Bettina (2000): Die Innenwelt der Mathematik. Zur Kultur und Praxis einer beweisenden Disziplin. Wien: Springer.

Helmholtz, Hermann von (1876): The Origin and Meaning of Geometrical Axioms. In: Mind. A Quarterly Review of Psychology and Philosophy 1, H. 3, S. 301–321, online unter https://doi.org/https://doi.org/10.1093/mind/os-1.3.301

Helmholtz, Hermann von (1878): The Origin and Meaning of Geometrical Axioms II. In: Mind. A Quarterly Review of Psychology and Philosophy 3, H. 10, S. 212–225, online unter https://doi.org/10.1093/mind/os-3.10.212

Henze, Norbert (2008): Grundbegriffe der deskriptiven Statistik. In: Norbert Henze: Stochastik für Einsteiger: Eine Einführung in die faszinierende Welt des Zufalls, Wiesbaden: Vieweg+Teubner, S. 22–38, online unter https://doi.org/10.1007/978-3-8348-9465-6_6

Herbert, Frank (1985): Die Ordensburg des Wüstenplaneten, Dune. Frankfurt: Verlag 2001.

Hilbert, David (1999): Grundlagen der Geometrie [1922]. Stuttgart: Teubner.

Hinton, Geoffrey E. (1992): How Neural Networks Learn from Experience. In: Scientific American, September 1992, S. 145–151.

Hinton, Geoffrey E. (2006): To Recognize Shapes, first Learn to Generate Images. In: Paul Cisek/Trevor Drew/John F. Kalaska (Hg.): Computational Neuroscience: Theoretical Insights into Brain Function [Progress in Brain Research 165], Amsterdam: Elsevier, S. 535–547, online unter https://doi.org/10.1016/S0079-6123(06)65034-6

Hirschberger, Johannes (1952): Geschichte der Philosophie, Bd. I und II [1949]. Freiburg: Herder.

Horkheimer, Max (1967): Zur Kritik der instrumentellen Vernunft. Frankfurt am Main: S. Fischer.

Hörl, Erich (2017): Introduction to General Ecology: The Ecologization of Thinking. In: Erich Hörl/Burton James (Hg.): General Ecology: The New Ecological Paradigm. London/New York: Bloomsbury Academic, S. 1–73.

Hossenfelder, Sabine (2019): Das hässliche Universum. Warum unsere Suche nach Schönheit die Physik in die Sackgasse führt. Frankfurt am Main: S. Fischer.

Husserl, Edmund G. (1887): Über den Begriff der Zahl. Psychologische Analysen. Habil. Univ. Halle-Wittenberg. Halle an der Saale: Heynemann.

Hutton, Noah (2022): Modeling the Model. In: Stephan Besser/Flora Lysen (Hg.): Worlding the Brain. Interdisciplinary Explorations in Cognition and Neuroculture. Leiden: Brill 2022 [in Druck].

Kak, Subhash (2018): George Boole's Laws of Thought and Indian Logic. In: Current Science 114, H. 12, S. 2570–2573.

Karafyllis, Nicole/Ulshöfer, Gotlind (Hg.) (2008): Sexualized Brains. Scientific Modeling of Emotional Intelligence from a Cultural Perspective. Cambridge, MA/London: MIT Press.

Kavanagh, Donncha (2004): Ocularcentrism and its Others: A Framework for Metatheoretical Analysis. Organization Studies 25, H. 3, S. 445-464. doi: 10.1177/0170840604040672.

Kay, Lily E. (2001): From Logical Neurons to Poetic Embodiments of Mind: Warren S. McCulloch's Project in Neuroscience. In: Science in Context 14, H. 4, S. 591–614, online unter https://doi.org/10.1017/S0269889701000266

Kirby, Vicky (2011): Quantum Anthropologies. Life at Large. Durham/London: Duke University Press.

Kirchner, Jens (2018): Chaos und Zufälligkeit. Philosophische Aspekte mathematischer Zufälligkeitskonzepte bei chaotischen Systemen. Stuttgart: J.B. Metzler Verlag.

Kittler, Friedrich (2002): Optische Medien. Berliner Vorlesungen 1999. Berlin: Merve.

Knorr, Karin (1980): Die Fabrikation von Wissen. Versuch zu einem gesellschaftlich relativierten Wissensbegriff. In: Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie 22, S. 226–245.

Knorr-Cetina, Karin (1988): Das naturwissenschaftliche Labor als Ort der »Verdichtung« von Gesellschaft. In: Zeitschrift für Soziologie 17, H. 2, S. 85–101.

Knorr-Cetina, Karin (1991): Die Fabrikation von Erkenntnis. Zur Anthropologie der Wissenschaft. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Knorr-Cetina, Karin (2002): Wissenskulturen. Ein Vergleich naturwissenschaftlicher Wissensformen. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Knorr-Cetina, Karin (2007): Umrisse einer Soziologie des Postsozialen. In: Hanno Pahl/Lars Meyer (Hg.) (2007): Kognitiver Kapitalismus. Soziologische Beiträge zur Theorie der Wissensökonomie. Marburg: Metropolis, S. 1–15.

Kotchoubey, Boris/Tretter, Felix/Braun, Hans/Buchheim, Thomas/Draguhn, Andreas/Fuchs, Thomas/Hasler, Felix/Hastedt, Heiner/Hinterberger, Thi-

lo/Northoff, Georg/Rentschler, Ingo/Schleim, Stephan/Sellmaier, Stephan/Tebartz, Ludger van Elst/Tschacher, Wolfgang (2016): Methodological Problems on the Way to Integrative Human Neuroscience. In: Frontiers in Integrative Neuroscience 10, Art. 41, S. 1–19, online unter https://doi.org/10.3389/fnint.2016.00041

Krämer, Sybille (1992): Symbolische Erkenntnis bei Leibniz. In: Zeitschrift für philosophische Forschung 46, H. 2, S. 224–237, online unter https://www.geisteswissenschaften.fu-berlin.de/we01/institut/mitarbeiter/emeriti/kraemer/PDFs/Aufsaetze/Symbolische-Erkenntnis-bei-Leibniz-1992-_18_.pdf

Krüger, Lorenz/Daston, Lorraine/Heidelberger, Michael (1987): The Probabilistic Revolution. Volume 1. Ideas in History. Cambridge, MA/London: MIT Press.

Kuhn, Thomas S. (1973): Die Struktur wissenschaftlicher Revolutionen. Frankfurt am Main : Suhrkamp.

La Mettrie, Julien Offrey de (1748) : L'homme machine. Leyden : Elie Luzac Fils.

Latour, Bruno (1990): Drawing Things Together. In: Michael E. Lynch/Steve Woolgar (Hg.): Representation in Scientific Practice. Cambridge, MA/London: MIT Press, S. 19–68.

Latour, Bruno/Woolgar, Steve (1986): Laboratory Life. The Construction of Scientific Facts. Princeton, NJ: Princeton University Press.

LeCun, Yann/Bengio, Yoshua/Hinton, Geoffrey (2015): Deep Learning. In: Nature 521, S. 436–444, online unter https://doi.org/10.1038/nature14539

Leibniz, Gottfried Wilhelm (1847): Leibniz' Monadologie. Deutsch mit einer Abhandlung über Leibnitz' und Herbart's Theorien des wirklichen Geschehens von Dr. Robert Zimmermann. Wien: Braumüller und Seidel.

Lemke, Thomas (2021): The Government of Things. Foucault and the New Materialisms. New York: New York University Press.

Lengersdorf, Diana/Wieser, Matthias (Hg.) (2014): Schlüsselwerke der Science & Technology Studies, Wiesbaden: Springer.

Lettow, Susanne (2007): Neobiologismen. Normalisierung und Geschlecht am Beginn des 21. Jahrhundert. In: Irene Dölling/Dorothea Dornhof/Karin Esders/Corinna Genschel/Sabine Hark (2007): Transformationen von Wissen, Mensch und Geschlecht. Königstein im Taunus: Ulrike Helmer Verlag.

Libet, Benjamin (2005): Mind Time. Wie das Gehirn Bewusstsein produziert. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Lulay, Birgit (2021): Biowissenschaftliche Diskurse in den sozialistischen Bewegungen Deutschlands und Großbritanniens um 1900, Stuttgart: Franz Steiner Verlag.

Lysen, Flora (2020): Brainmedia: One Hundred Years of Performing Live Brains, 1920–2020. Unveröff. Diss. Univ. van Amsterdam, Amsterdam.

Mahfoud, Tara (2018): Blue Skies and Glimmering Stars Visions of the Human Brain Project. Unveröff. Diss. Univ. King's College, London.

Mahfoud, Tara/Mc Lean, Sam/Rose, Nikolas (2017): Vital Models. The Making and Use of Models in the Brain Sciences [Progress in Brain Resarch 233]. Amsterdam: Elsevier.

Malabou, Catherine (2006): Was tun mit unserem Gehirn? Zürich: Diaphanes.

Margulis, Lynn/Sagan, Dorion (1995): What is Life? Berkeley/Los Angeles: University of California Press.

Marr, David (2010): Vision. A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information [1982]. Cambridge, MA/London: MIT Press.

Marx, Karl (1971a): Zur Kritik der politischen Ökonomie [1859]. In: Ders./Friedrich Engels: Werke. Bd. 13. Berlin: Dietz, S. 7–160.

Marx, Karl (1971b): Ökonomisch-philosophische Manuskripte [1844]. In: Ders./Friedrich Engels: Werke. Bd. 40. Berlin: Dietz, S. 533–546.

Marx, Karl/Engels, Friedrich (1845): Die Heilige Familie, oder Kritik der kritischen Kritik. Gegen Bruno Bauer & Consorten. Frankfurt am Main: Literarische Anstalt.

Mau, Steffen (2017): Das metrische Wir. Über die Quantifizierung des Sozialen. Berlin: Suhrkamp.

Mausfeld, Rainer (1994): Hermann v. Helmholtz. Die Untersuchung der Funktionsweise des Geistes als Gegenstand einer wissenschaftlichen Psychologie. In: Psychologische Rundschau 45, S. 133–147.

McClelland, James L./David E. Rumelhart/Hinton, Geoffrey E. (1988): The Appeal of Parallel Distributed Processing. In: Allan Collins/Edward E. Smith (Hg.) (1988): Readings in Cognitive Science. A Perspective from Psychology and Artificial Intelligence. Amsterdam: Elsevier, S. 52–72, online unter https://doi.org/10.1016/B978-1-4832-1446-7.50010-8

McCulloch, Warren/Pitts, Walter (1943): A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. In: Bulletin of Mathematical Biophysics 5, S. 115–133.

Mehrtens, Herbert (1990a): Moderne – Sprache – Mathematik: Eine Geschichte des Streits um die Grundlagen der Disziplin und des Subjekts formaler Systeme. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Mehrtens, Herbert (1990b): Symbolische Imperative. Zu Natur und Beherrschungsprogramm der wissenschaftlichen Moderne. In: Wolfgang Zapf (Hg.): Die Modernisierung moderner Gesellschaften. Verhandlungen des 25. Deutschen Soziologentages in Frankfurt am Main 1990. Frankfurt am Main/New York: Campus, S. 604–616.

Mehrtens, Herbert (2004): Mathematical Models. In: Soraya de Chadarevian/Nick Hopwood (Hg.) (2004): Models. The Third Dimension of Science. Stanford: Stanford University Press, S. 276–306.

Merz, Martina (2006): Locating the Dry Lab on the Lab Map. In: Johannes Lenhard/Günter Küppers/Terry Shinn (Hg.): Simulation: Pragmatic Constructions of Reality [Sociology of the Sciences Yearbook 25] Dordrecht: Springer, S. 155–172, online unter https://doi.org/10.1007/1-4020-5375-4_10

Meyer-Eppler, Werner (1959): Grundlagen und Anwendungen der Informationstheorie. Berlin: Springer.

Minsky, Marvin (1986) The Society of Mind. New York u.a.: Simon and Schuster.

Minsky, Marvin/Papert, Seymour (1969): Perceptrons. Cambridge, MA/London: MIT Press.

Neyland, Daniel (2015): On Organizing Algorithms. In: Theory, Culture & Society 32, H. 1, S. 119–132, online unter https://doi.org/10.1177/0263276414530477

Okorafor, Nnedi (2018): Binti. Ludwigsburg: Cross Cult.

Peckhaus, Volker (1994): Wozu Algebra der Logik? Ernst Schröders Suche nach einer universalen Theorie der Verknüpfungen. In: Modern Logic 4, H. 4, S. 357–381.

Peckhaus, Volker (1995): Hilberts Logik. Von der Axiomatik zur Beweistheorie. In: NTM Zeitschrift für Geschichte der Wissenschaften, Technik und Medizin 3, S. 65–86.

Penrose, Roger (1989): The Emperor's New Mind. Concerning Computers, Minds, and the Laws of Physics. Oxford: Oxford University Press.

Perkel, Donald H. (1988): Logical Neurons: The Enigmatic Legacy of Warren McCulloch. In: Trends in Neurosciences 11, H. 1, S. 9–12, online unter https://doi.org/10.1016/0166-2236(88)90041-0

Poincaré, Henri (1906): Der Wert der Wissenschaft. Leipzig: Teubner.

Quételet, Adolphe (1838): Ueber den Menschen und die Entwicklung seiner Fähigkeiten oder Versuch einer Physik der Gesellschaft. Deutsche Ausgabe, im Einverständnis mit dem Herrn Verfasser besorgt und mit Anmerkungen versehen von Dr. V.A. Riecke. Stuttgart: E. Schweizerbart.

Quételet, Adolphe (1921): Soziale Physik oder Abhandlung über die Entwicklung der Fähigkeiten des Menschen. [Sur l'homme et le développement de ses facultés, ou essai de physique sociale. 2 Bde. Paris 1835]. Nach der Ausgabe letzter Hand übersetzt von Valentine Dorn. 2 Bde. (Sammlung sozialwissenschaftlicher Meister 20). Jena: Gustav Fischer

Rancière, Jacques (2006): Die Aufteilung des Sinnlichen: Die Politik der Kunst und ihre Paradoxien. Berlin: b_books.

Rheinberger, Hans-Jörg (1992): Experiment, Difference, and Writing I. Tracing protein synthesis. In: Studies in History and Philosophy of Science 23, S. 305–331.

Rheinberger, Hans-Jörg (2005): Iterationen. Berlin: Merve.

Rheinberger, Hans-Jörg (2006): Experimentalsysteme und epistemische Dinge. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Rollins, Oliver (2021): Towards an Antiracist (Neuro)Science. In: Nature Human Behaviour 5, S. 540–541, online unter https://doi.org/10.1038/s41562-021-01075-y

Rooij, Iris van/Baggio, Giosuè (2021): Theory Before the Test: How to Build High-Verisimilitude Explanatory Theories in Psychological Science. In : Perspectives on Psychological Science 16, H. 4, S. 1–16. https ://doi.org/10.1177/1745691620970604

Rose, Nikolas/Abi-Rached, Joelle M. (2013): Neuro: The New Brain Sciences and the Management of the Mind. Princeton: Princeton University Press.

Rouvroy, Antoinette/Berns, Thomas (2013): Algorithmic Governmentality and Prospects of Emancipation. Disparateness as a Precondition for Individuation through Relationships? In: Réseaux 177, H. 1, S. 163–196, online unter https://doi.org/10.3917/res.177.0163

Scheich, Elvira (1999): Technologische Objektivität und technische Vergesellschaftung. Identitätslogik im naturwissenschaftlichen Diskurs. Zur Veränderung erkenntnistheoretischer Perspektiven durch die Konstruktion und Politisierung der Natur. In: Martina Ritter (Hg.): Bits und Bytes vom Apfel der Erkenntnis. Frauen – Technik – Männer. Münster: Westfälisches Dampfboot, S. 76–104.

Scherer, Bernd (2016): Die Zeit der Algorithmen. Berlin: Matthes & Seitz.

Scholz, Erhard (2006): Die Gödelschen Unvollständigkeitssätze und das Hilbertsche Programm einer »finiten« Beweistheorie. In: Wolfgang Achtner (Hg.): Künstliche Intelligenz und menschliche Person [Marburger theologische Studien 91]. Marburg: Elwert, S. 15–38.

Searle, John (1993): Die Wiederentdeckung des Geistes. München: Artemis & Winkler.

Shannon, Claude E. (1948): A Mathematical Theory of Communication. In: The Bell System Technical Journal 27, H. 3, S. 379–423 und 623–656.

Siegert, Bernhard (2003): Passage des Digitalen. Zeichenpraktiken der neuzeitlichen Wissenschaften 1500–1900. Berlin: Brinkmann & Bose.

Singer, Wolf (2019): A Naturalistic Approach to the Hard Problem of Consciousness. In: Frontiers in Systems Neuroscience H. 13, S. 1–9, https://doi.org/10.3389/fnsys.2019.00058

Skyrms, Brian (2000): Choice and Chance. An Introduction to Inductive Logic [1966]. Belmont, CA: Wadsworth/Thomson Learning.

Stalder, Felix (2017): Kultur der Digitalität. Berlin: Suhrkamp.

Staub, Michael (2018): The Mismeasure of Minds. Debating Race and Intelligence between Brown and »The Bell Curve«. Chapel Hill: The University of North Carolina Press.

Sterratt, David/Graham, Bruce/Gillies, Andrew/Willshaw, David (2014): Principles of Computational Modelling in Neuroscience [2011]. Cambridge, UK: Cambridge University Press.

Stiller, Sebastian (2015): Planet der Algorithmen. Ein Reiseführer. München: Knaus-Verlag.

Suisky, Dieter (2014): Emilie Du Châtelet und Leonhard Euler über die Rolle von Hypothesen. Zur nach-Newtonschen Entwicklung der Methodologie, Max-Planck-Institut für Wissenschaftsgeschichte, online unter https://www.mpiwg-berlin.mpg.de/sites/default/files/Preprints/P463.pdf

Swijtink, Zeno (1987): The Objectivation of Observation: Measurement and Statistical Method in the Nineteenth Century. In: Lorenz Krüger/Lorraine Daston/Michael Heidelberger (1987): The Probabilistic Revolution. Volume 1. Ideas in History. Cambridge, MA/London: MIT Press, S. 261–285.

Tapp, Christian (2013): An den Grenzen des Endlichen: das Hilbertprogramm im Kontext von Formalismus und Finitismus. Zugl. Diss., Univ. München, 2006/2007. Berlin/Heidelberg: Springer Spektrum.

Traweek, Sharon (1988): Beamtimes and Lifetimes: The World of High Energy Physicists. Cambridge, MA: Harvard University Press.

Turing, Alan (1936): On Computable Numbers, with an Application to the Entscheidungsproblem. In: Proceedings of the London Mathematical Society 42, H. 2, S. 230–265.

Turing, Alan M. (1950): Computing Machinery and Intelligence. In: Mind 49, S. 433–460.

Verran, Helen (2013): Numbers Performing Nature in Quantitative Valuing. In: Nature Culture 2, S. 23–37.

Walsh, Toby (2018): Machines that Think. The Future of Artificial Intelligence. Amherst: Prometheus Books.

Weber, Jutta (2003): Umkämpfte Bedeutungen. Natur im Zeitalter der Technoscience. Zugl. Diss., Univ. Bremen, 2001. Frankfurt am Main/New York: Campus.

Weber, Jutta/Bath, Corinna (2007): ›Social‹ Robots & ›Emotional‹ Software Agents: Gendering Processes and De-Gendering Strategies for ›Technologies in the Making.‹ In: Isabel Zorn/Susanne Maass/Els Rommes/Carola Schirmer/Heidi Schelhowe (Hg.): Gender Designs IT: Construction and Deconstruction of Information Society Technology. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 53–63, online unter https://doi.org/10.1007/978-3-531-90295-1_3

Weizenbaum, Joseph (1990): Die Macht der Computer und die Ohnmacht der Vernunft [1978]. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

West, Sarah Myers/Whittaker, Meredith/Crawford, Kate (2019): Discriminating Systems: Gender, Race and Power in AI. In: AI Now Institute, online unter https//ainowinstitute.org/discriminatingsystems.html

Whitburn, Ben/Michalko, Rod (2019): Blindness/sightedness. In: Nick Watson/Simo Vehmas (Hg.): Handbook of Disability Studies. Abingdon: Routledge.

Whitehead, Alfred North (1911): An Introduction to Mathematics. London: Williams & Northgate.

Wiener, Norbert (1992): Kybernetik. Regelung und Nachrichtenübertragung im Lebewesen und in der Maschine. Düsseldorf u.a.: Econ.

Wiesner, Heike (2002): Die Inszenierung der Geschlechter in den Naturwissenschaften. Wissenschafts- und Genderforschung im Dialog. Frankfurt am Main: Campus.

Willshaw, David/Dayan, Peter/Morris, Richard (2015): Memory, Modelling and Marr: A Commentary on Marr (1971) ›Simple Memory: A Theory of Archicortex‹. In: Philosophical Transactions of the Royal Society B 370, S. 1–11, online unter https://doi.org/10.1098/rstb.2014.0383

Wittgenstein, Ludwig (1989): Bemerkungen über die Grundlagen der Mathematik [1956]. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Wussing, Hans/Arnold, Wolfgang (1989): Biographien bedeutender Mathematiker. Köln: Aulis Verlag Deubner.

Yildirim, Sule/Beachell, Ronald L. (2006): Does the Human Brain Have Algorithms? In: Hamid R. Arabnia (Hg.): Proceedings of the 2006 International Conference on Artificial Intelligence, ICAI 2006, Las Vegas, Nevada, USA, June 26–29, 2006, Volume 1. CSREA Press.

Zweig, Katharina (2018): Wo Maschinen irren können. Fehlerquellen und Verantwortlichkeiten in Prozessen algorithmischer Entscheidungsfindung. Arbeitspapier. Bertelsmann Stiftung, online unter https://doi.org/10.11586/2018006

Zweig, Katharina/Deussen, Oliver/Krafft, Tobias D. (2017): Algorithmen und Meinungsbildung. Eine grundlegende Einführung. In: Informatik Spektrum 40, H. 4, S. 318–326, online unter https://doi.org/10.1007/s00287-017-1050-1055

Abbildungsverzeichnis